

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту
(повна назва інституту)

Кафедра електропостачання
(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК 621.311

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

_____ В.А. Попов

«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

зі спеціальності 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»
спеціалізації Системи забезпечення споживачів електричною енергією

на тему: «Застосування методів короткострокового прогнозування для
верифікації графіків електричних навантажень в розподільних мережах району
міста»

Виконав (-ла): студент (-ка) VI курсу, групи ОЕ-81мп

_____ Белосветов Тарас Володимирович _____
(прізвище, ім'я по батькові) (підпис)

Науковий керівник к.т.н., доц. Ткаченко В.В. _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) (підпис)

Консультант нормоконтроль ас. Прокопенко І.Д. _____
(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) (підпис)

Рецензент д.т.н, професор кафедри АУЕК Розен В.П. _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.
Студент

Київ – 2019 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»**

Інститут/факультет Інститут енергозбереження та енергоменеджменту
(повна назва)

Кафедра електропостачання

(повна назва)

Рівень вищої освіти – другий (магістерський) за освітньо-професійною програмою

Спеціальність 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»

Спеціалізація «Системи забезпечення споживачів електричною енергією»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ В.А. Попов

«__» _____ 20__ р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Белосветову Тарасу Володимировичу**

1. Тема дисертації «Застосування методів короткострокового прогнозування для верифікації графіків електричних навантажень в розподільних мережах району міста»

науковий керівник дисертації к.т.н., доц. Ткаченко Вадим Владиславович,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «04» листопада 2019 р. №3814 -с

2. Строк подання студентом дисертації 15 грудня 2019 року

3. Об'єкт дослідження – інформаційні потоки в системах моніторингу і керування розподільними електричними мережами.

4. Предмет дослідження відновлення, стиснення та верифікація даних в системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити - 1) аналіз світової практики оцінки надійності електропостачання; 2) аналіз стану існуючих систем моніторингу та керування розподільними електричними мережами; 3) аналіз сучасних методів відновлення, стиснення та верифікації даних; 4) застосування методів для відновлення, стиснення та верифікації даних в системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: графіки електричних навантажень, результати прогнозування, верифікація графіків електричних навантажень, презентаційні матеріали.

7. Орієнтовний перелік публікацій – 1) Белосветов Т.В. Застосування методів короткострокового прогнозування для верифікації графіків електричних навантажень в розподільних мережах району міста. II науково-технічна конференція магістрантів ІЕЕ(за результатами дисертаційних досліджень магістрантів). Київ, 21–22 листопада 2019 р.

8. Консультанти:

Нормоконтроль

ас. Прокопенко І.Д.

9. Дата видачі завдання 31 травня 2019 року

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів МД	Примітка
1	Отримання завдання	31.05.2019	
2	Аналіз літературних джерел	18.06.2019	
3	Робота над першим розділом	21.07.2019	
4	Робота над другим розділом	15.09.2019	
5	Робота над третім розділом	04.11.2019	
6.	Розробка стартап проекту	18.11.2019	
7.	Оформлення дисертації	25.11.2019	
8.	Оформлення реферату та презентації	04.12.2019	
9.	Захист дисертації	17.12.2019	

Студент

(підпис)

Белосветов Т.В
(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

(підпис)

Ткаченко В.В
(ініціали, прізвище)

РЕФЕРАТ

Структура і обсяг роботи: дисертація викладена на 106 сторінках, складається зі вступу, 4 розділів та висновку. У роботі міститься 11 рисунків, 18 таблиць та 47 бібліографічних найменувань за переліком посилань.

Актуальність теми. Існуюча ситуація в електроенергетичній галузі України говорить про те, що кількість споживачів електричної енергії постійно зростає. Це призводить до значного збільшення навантаження на елементи мережі і в певній мірі погіршило умови нормального функціонування систем електропостачання, в одних випадках, або зробило неможливою роботу окремих з них, в інших.

Сучасний етап розвитку технологій, які застосовуються в енергетичному виробництві, характеризується суттєвим збільшення інформаційного обміну між всіма елементами енергосистеми на всіх її ієрархічних рівнях. Електроенергетичні системи розвинутих країн світу переходять до використання інтелектуальних мереж, побудованих на основі концепції Smart Grid, що ставить нові вимоги і перед засобами забезпечення надійності енергосистеми. З'являється необхідність у формуванні цілісної багаторівневої системи керування, яка забезпечує високий рівень автоматизації та надійності всієї системи, охоплює виробників електроенергії, передавальні та розподільчі мережі, споживачів.

Для того, щоб ефективно керувати розподільними електричними мережами всі дані, які отримуються із мережі обов'язково мають пройти попередню обробку. Особливо важливу роль відіграють верифікація і відновлення даних про електричне навантаження як промислових об'єктів так і побутових споживачів, адже з переходом України до нового ринку електроенергії для всіх споживачів є дуже важливим, те що недостовірні дані та

аномальні значення можуть суттєво впливати, як на роботу операторів систем розподілу і споживачів, так і на економічну сторону проблеми.

Прогнозування графіків навантаження енергосистеми є важливим завданням стратегічного управління режимами енергосистем. На основі прогнозу навантажень визначають кількість і потужність генеруючих джерел, що працюють в базовому і піковому режимі, склад основного технологічного устаткування, параметри характерних режимів. За прогнозом навантажень також знаходять оптимальні режими енергосистеми, вибирають склад працюючого устаткування і розподіляють резерви, розглядають заявки на ремонт обладнання і дають відповідний дозвіл на його проведення. Прогнозування електричного навантаження забезпечує основну вихідну інформацію для прийняття рішень при управлінні електроенергетичними системами в процесі планування їх нормальних електричних режимів.

Таким чином, процеси, які пов'язані з попередньою обробкою даних, є дуже важливим напрямком для досліджень, адже з кожним роком роль цих процесів все зростатиме. Тому необхідно розглянути способи верифікації та відновлення даних у системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

Мета і завдання дослідження. Основною метою роботи є застосування методів відновлення, стиснення та верифікації даних для систем моніторингу та керування розподільними електричними мережами з використанням сучасних інформаційних технологій.

Відповідно до мети поставлені наступні завдання:

- аналіз стану існуючих систем моніторингу та керування розподільними електричними мережами;
- аналіз сучасних методів відновлення, стиснення та верифікації даних;

- застосування методів для відновлення, стиснення та верифікації даних в системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

Об'єктом дослідження є інформаційні потоки в системах моніторингу і керування розподільними електричними мережами

Предмет дослідження – відновлення, стиснення та верифікація даних в системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами

Методи дослідження. Для вирішення проблеми в даній роботі використовуються методи аналізу і синтезу, системного аналізу, порівняння, логічного узагальнення результатів. Для проведення розрахунків використовувались MS Exel, MS Visio та PyCharm.

Наукова новизна одержаних результатів.

Запропоновано використовувати короткострокові прогнози графіків електричного навантаження за допомогою нейронної мережі в розподільних мережах для їх верифікації

Наукові положення, які є у магістерській дисертації, отримано магістрантом самостійно.

Практичне значення отриманих результатів. Підвищення ефективності моніторингу та керування розподільними електричними мережами за рахунок використання сучасних інформаційних технологій.

Апробація результатів роботи. Результати досліджень, вкладених у дисертаційній роботі було висвітлено на II науково-технічній конференції магістрантів ІЕЕ(за результатами дисертаційних досліджень магістрантів).

Публікації. Матеріали дисертаційної роботи відображено у публікації:

1. Белосветов Т.В. Застосування методів короткострокового прогнозування для верифікації графіків електричних навантажень в розподільних мережах району міста. II науково-технічна конференція магістрантів ІЕЕ(за результатами дисертаційних досліджень магістрантів). Київ, 21–22 листопада 2019 р.

Ключові слова: РОЗПОДІЛЬНІ МЕРЕЖІ, ГРАФІКИ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ, КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ВЕРИФІКАЦІЯ ДАНИХ

ABSTRACT

Structure and scope of work: The dissertation is presented on 106 articles, consists of an introduction, 4 departments and a drawing. There are 11 drawings, 18 tables, list of used sources from 47 items.

Actuality of theme. The current stage of development of technologies used in energy production is characterized by a significant increase of information exchange between all elements of the power system at all its hierarchical levels. Electricity systems in developed countries are moving to the use of smart grids built on the concept of Smart Grid, which puts new demands on the means of ensuring the reliability of the grid. There is a need to develop a comprehensive multi-level control system that provides a high level of automation and reliability of the entire system, covering electricity producers, transmission and distribution networks, and consumers.

In order to effectively manage the distribution grids, all data received from the network must be pre-processed. Particularly important is the verification and renewal of data on the electrical load of both industrial and residential customers, since with Ukraine's transition to a new electricity market, it is very important for all consumers that inaccurate data and anomalous values can have a significant impact on work. distribution system operators and consumers, and the economic side of the problem.

Predicting power system load schedules is an important task of strategic management of power systems regimes. On the basis of the forecast of loadings determine the number and power of the generating sources operating in the base and peak mode, the composition of the main technological equipment, the parameters of characteristic modes. According to the forecast of loadings, they also find the optimal modes of the power system, choose the composition of the working equipment and allocate reserves, consider applications for repair of the equipment and give the appropriate permission for its carrying out. Electric load forecasting provides basic

baseline information for decision making when managing power systems in the process of planning their normal electrical modes.

Thus, processes related to pre-processing are a very important area for research, as the role of these processes will increase every year. Therefore, it is necessary to consider ways of verifying and restoring data in the systems of monitoring and control of the power distribution networks.

The purpose and tasks of the study. The main purpose of the work is the application of methods of data recovery, compression and verification for the systems of monitoring and control of the electrical distribution networks using modern information technologies.

According to the purpose the following tasks are set:

- Analysis of the status of existing systems for monitoring and control of the electricity distribution networks;
- Analysis of current methods of data recovery, compression and verification;
- Application of methods for data recovery, compression and verification in the systems of monitoring and control of the distribution grids.

The object of the study is information flows in the systems of monitoring and control of the electrical distribution networks.

Research subject - recovery, compression and verification of data in the systems of monitoring and control of the power distribution networks

Research methods The methods of analysis and synthesis, system analysis, comparison, logical generalization of results are used to solve the problem in this work. MS Excel, MS Visio and PyCharm were used for the calculations.

Elements of scientific novelty of the obtained results.

It is suggested to use short-term forecasts of electric load schedules using a neural network in distribution networks for their verification.

The scientific provisions contained in the master's thesis are obtained by the master's student independently.

The practical significance of the results obtained. Improving the efficiency of monitoring and control of distribution networks through the use of modern information technologies.

Testing of results of work. The results of the researches enclosed in the dissertation were reported at the II Scientific and Technical Conference of IEE undergraduates (based on the results of the undergraduate dissertations).

Publications. The materials of the dissertation are reflected in the publication:

1. Belosvetov T.V. Application of short-term forecasting methods for verification of electric load schedules in city district distribution networks. II Scientific and Technical Conference of IEE undergraduates (based on the results of the dissertation of undergraduate students). Kyiv, November 21–22, 2019

Keywords: DISTRIBUTION NETWORKS, ELECTRICAL LOAD SCHEDULES, SHORT-TERM FORECASTING, NEURAL NETWORKS, DATA VERIFICATION

ЗМІСТ

ВСТУП.....	13
1 РОЗПОДІЛЬНІ МЕРЕЖІ ЯК ОБ’ЄКТ МОНІТОРИНГУ ТА КЕРУВАННЯ ...	16
1.1 Стан розвитку розподільних мереж	16
1.2 Системи моніторингу та керування розподільними електричними мережами.....	24
1.3 Особливості використання сучасних інформаційних технологій в АСУ ТП розподільними електричними мережами	35
2 МЕТОДИ ВЕРИФІКАЦІЇ ТА КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ГРАФІКІВ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ	43
2.1 Короткострокове прогнозування графіків електричного навантаження ...	43
2.2 Принципи роботи та побудови нейронних мереж.....	60
2.3 Застосування нейронної мережі для короткострокового прогнозування графіка електричного навантаження.....	68
2.4 Верифікація даних в розподільних електричних мережах	70
3 ЗАСТОСУВАННЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЗА ДОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВЕРИФІКАЦІЇ ГРАФІКІВ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ	75
3.1 Підготовка та попередні розрахунки для верифікації та прогнозування...	75
3.2 Реалізація нейронної мережі для короткострокового прогнозування графіка електричного навантаження.....	78
3.3 Застосування короткострокового прогнозу для верифікації графіка електричного навантаження.....	87
4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	89
4.1 Опис ідеї проекту	89
4.2 Технологічний аудит ідеї проекту.....	90
4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	92
4.4 Розроблення маркетингової програми та програми збуту стартап-проекту	98
ВИСНОВОК.....	100
ПЕРЕ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	101

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

АРМ - автоматизоване робоче місце;

АСКОЕ - автоматизована система комерційного обліку електроенергії;

АСУ ТП – автоматизована система управління технологічним процесом;

ВДЕ – відновлювані джерела енергії;

ЕМ - електрична мережа;

ЕС - Електроенергетичні системи;

ІТ – інформаційні технології;

ПЗ - програмне забезпечення;

ПТК - програмно-технічний комплекс;

РЗА – релейний захист і автоматика;

СЕП – система електропостачання;

ТОУ - технологічний об'єкт управління;

ARIMA (autoregressive integrated moving average) - інтегрована модель авторегресії - змінного середнього;

FLOSS (Free / Libré and Open Source Software) - вільне і відкрите програмне забезпечення;

SVM (Support Vector Machine) - метод опорних векторів.

ВСТУП

Актуальність теми. Існуюча ситуація в електроенергетичній галузі України говорить про те, що кількість споживачів електричної енергії постійно зростає. Це призводить до значного збільшення навантаження на елементи мережі і в певній мірі погіршило умови нормального функціонування систем електропостачання, в одних випадках, або зробило неможливою роботу окремих з них, в інших.

Сучасний етап розвитку технологій, які застосовуються в енергетичному виробництві, характеризується суттєвим збільшення інформаційного обміну між всіма елементами енергосистеми на всіх її ієрархічних рівнях. Електроенергетичні системи розвинутих країн світу переходять до використання інтелектуальних мереж, побудованих на основі концепції Smart Grid, що ставить нові вимоги і перед засобами забезпечення надійності енергосистеми. З'являється необхідність у формуванні цілісної багаторівневої системи керування, яка забезпечує високий рівень автоматизації та надійності всієї системи, охоплює виробників електроенергії, передавальні та розподільчі мережі, споживачів.

Для того, щоб ефективно керувати розподільними електричними мережами всі дані, які отримуються із мережі обов'язково мають пройти попередню обробку. Особливо важливу роль відіграють верифікація і відновлення даних про електричне навантаження як промислових об'єктів так і побутових споживачів, адже з переходом України до нового ринку електроенергії для всіх споживачів є дуже важливим, те що недостовірні дані та аномальні значення можуть суттєво впливати, як на роботу операторів систем розподілу і споживачів, так і на економічну сторону проблеми.

Прогнозування графіків навантаження енергосистеми є важливим завданням стратегічного управління режимами енергосистем. На основі прогнозу навантажень визначають кількість і потужність генеруючих джерел, що

працюють в базовому і піковому режимі, склад основного технологічного устаткування, параметри характерних режимів. За прогнозом навантажень також знаходять оптимальні режими енергосистеми, вибирають склад працюючого устаткування і розподіляють резерви, розглядають заявки на ремонт обладнання і дають відповідний дозвіл на його проведення. Прогнозування електричного навантаження забезпечує основну вихідну інформацію для прийняття рішень при управлінні електроенергетичними системами в процесі планування їх нормальних електричних режимів.

Таким чином, процеси, які пов'язані з попередньою обробкою даних, є дуже важливим напрямком для досліджень, адже з кожним роком роль цих процесів все зростатиме. Тому необхідно розглянути способи верифікації та відновлення даних у системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

Мета і завдання дослідження. Основною метою роботи є застосування методів відновлення, стиснення та верифікації даних для систем моніторингу та керування розподільними електричними мережами з використанням сучасних інформаційних технологій.

Відповідно до мети поставлені наступні завдання:

- Аналіз стану існуючих систем моніторингу та керування розподільними електричними мережами;
- Аналіз сучасних методів відновлення, стиснення та верифікації даних;
- Застосування методів для відновлення, стиснення та верифікації даних в системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

Об'єктом дослідження є інформаційні потоки в системах моніторингу і керування розподільними електричними мережами

Предмет дослідження – відновлення, стиснення та верифікація даних в системах моніторингу та керування розподільними електричними мережами

Методи дослідження. Для вирішення проблеми в даній роботі використовуються методи аналізу і синтезу, системного аналізу, порівняння, логічного узагальнення результатів

Елементи наукової новизни одержаних результатів.

Запропоновано використовувати короткострокові прогнози графіків електричного навантаження за допомогою нейронної мережі в розподільних мережах для їх верифікації

Наукові положення, які є у магістерській дисертації, отримано магістрантом самостійно.

Практичне значення отриманих результатів. Підвищення ефективності моніторингу та керування розподільними електричними мережами за рахунок використання сучасних інформаційних технологій.

Апробація результатів роботи. Результати досліджень, вкладених у дисертаційній роботі було висвітлено на II науково-технічній конференції магістрантів ІЕЕ(за результатами дисертаційних досліджень магістрантів).

Публікації. Матеріали дисертаційної роботи відображено у публікації:

1. Белосветов Т.В. Застосування методів короткострокового прогнозування для верифікації графіків електричних навантажень в розподільних мережах району міста. II науково-технічна конференція магістрантів ІЕЕ(за результатами дисертаційних досліджень магістрантів). Київ, 21–22 листопада 2019 р.

1 РОЗПОДІЛЬНІ МЕРЕЖІ ЯК ОБ'ЄКТ МОНІТОРИНГУ ТА КЕРУВАННЯ

1.1 Стан розвитку розподільних мереж

Сучасні міста є найбільшими споживачами електричної енергії. В даний час їх потужність порівнянна з потужністю великих промислових підприємств. У містах сьогодні не тільки проживає понад 60% населення держав, а й зосереджена велика частина їх промислового виробництва. Причому зростання кількості міст і чисельності населення в них має прогресуючий характер. Особливо інтенсифікувалися процеси урбанізації в останні роки в зв'язку з бурхливим розвитком торгівлі, малого і середнього бізнесу. В результаті міста перетворилися у великі мегакомплекси, що мають розгалужені мережі і споживають десятки млн. кВт.год електричної енергії на добу. При цьому зберігається стійка тенденція щорічного зростання протяжності мереж міст і рівня їх електроспоживання. Це призвело до значного збільшення навантаження на елементи мережі і в певній мірі погіршило умови нормального функціонування систем електропостачання, в одних випадках, або зробило неможливою роботу окремих з них, в інших. У зв'язку з вищевикладеним, в даний час постало питання про перегляд режимів і параметрів СЕП багатьох міст. Однак, як свідчить світовий досвід, рішення цієї проблеми в рамках існуючої концепції не дає позитивних результатів. Це пов'язано із застосуванням застарілих критеріїв оцінки і методів розрахунку параметрів режиму мереж, методів і технічних засобів управління ними.

Як об'єкт управління, СЕП міст являють собою досить складні багаторівневі системи що розвиваються, з великим числом внутрішніх і зовнішніх зв'язків, швидкістю і безперервністю зміни параметрів технологічного процесу виробництва, передачі і розподілу електричної енергії. Стійке функціонування таких систем, витрати на експлуатацію та збитки у споживачів

багато в чому визначаються рівнем автоматизації управління параметрами технологічного процесу.

Повноцінне оперативне управління розподільними електричними мережами міст в даний час істотно ускладнено у зв'язку з їх великою довжиною і наявністю значної кількості ліній та вузлів. З цієї причини вирішується тільки та частина завдань управління режимами розподільних електричних мереж, яка стосується циклів з великим періодом обертання інформації (перспективного, річного та короткострокового планування). Та ж їх частина, яка стосується циклів з малим періодом обертання інформації (оперативного і технологічного управління) вирішується лише на інтуїтивно-емпіричній основі на рівні дискретного ручного або автоматичного керування окремими видами обладнання. Це є причиною значного зниження ефективності роботи мереж і підключених до них електроприймачів. При цьому низький рівень автоматизації, неповнота і невисокий рівень достовірності первинної інформації в значній мірі знижують якість управління мережами і ефективність використання електроенергії в них [1].

На сучасному етапі розподільні мережі активно оснащуються засобами телемеханіки, що забезпечують мінімальний рівень спостережливості системи і режиму її роботи, необхідний для подальшого розвитку систем автоматизації управління з метою підвищення надійності і економічності енергопостачання.

З позиції управління, розподільна мережа, є важливою частиною єдиної енергетичної системи, яка завершує єдиний технологічний процес розподілом енергії кінцевому споживачу, має основні ознаки великих систем: керованість на основі збору і обробки інформації, подвійність природи, багатокритеріальність та ін., що дозволяють в розподільних мережах ставити завдання по створенню інтелектуальних систем управління.

Сьогодні проблеми побудови інтелектуальних розподільних мереж стосуються в основному розвитку їх на базі сучасних засобів телемеханіки та

телеуправління і каналів передачі даних. Однак основа оптимального функціонування інтелектуальної мережі повинна забезпечуватися алгоритмами управління і програмними засобами [2].

Сучасний етап розвитку технологій, які застосовуються в енергетичному виробництві, характеризується суттєвим збільшення інформаційного обміну між всіма елементами енергосистеми на всіх її ієрархічних рівнях. Електроенергетичні системи (ЕС) розвинутих країн світу переходять до використання інтелектуальних мереж, побудованих на основі концепції Smart Grid, що ставить нові вимоги і перед засобами забезпечення надійності як енергосистеми в цілому, так і її компонентів. З'являється необхідність у формуванні цілісної багаторівневої системи керування, яка забезпечує високий рівень автоматизації та надійності всієї ЕС, охоплює виробників електроенергії, передавальні та розподільчі мережі, споживачів. При цьому важливе місце посідає отримання актуальної інформації про фактичний стан кожного елемента електричної мережі (ЕМ) та обмін цією інформацією між багатьма учасниками, що в сукупності забезпечує підвищення надійності ЕС в цілому [3].

Наприклад, інтелектуальні лічильники в електромережі дозволяють комунальному підприємству швидко і точно відстежувати і реєструвати споживання електроенергії для кращого прийняття рішень, що підвищує надійність розподілу електроенергії. З іншого боку, клієнти можуть збирати інформацію про використання енергії, щоб краще регулювати свої звички, щоб знизити рахунки за електроенергію, наприклад, клієнт може вибрати підключити електричний транспортний засіб (EV) і запрограмувати його заряджати в неробочі години [4].

Ключові технології розумної електромережі включають інтегровану двосторонню комунікацію між клієнтами та постачальником комунальних послуг, просунуті компоненти (наприклад, надлишкове накопичення електроенергії, інтелектуальні пристрої та обладнання для діагностики),

передові методи контролю (які забезпечують складний збір даних, діагностику та відповідне технічне обслуговування) технологій зондування та вимірювання (наприклад, розширена інфраструктура вимірювальної техніки (AMI)), вдосконалені інтерфейси людини і машини (HMI), а також підтримка прийняття рішень. Рисунок 1.1 зображує сім доменів у розумній мережі, як визначено [5], та зв'язок у розумній мережі.

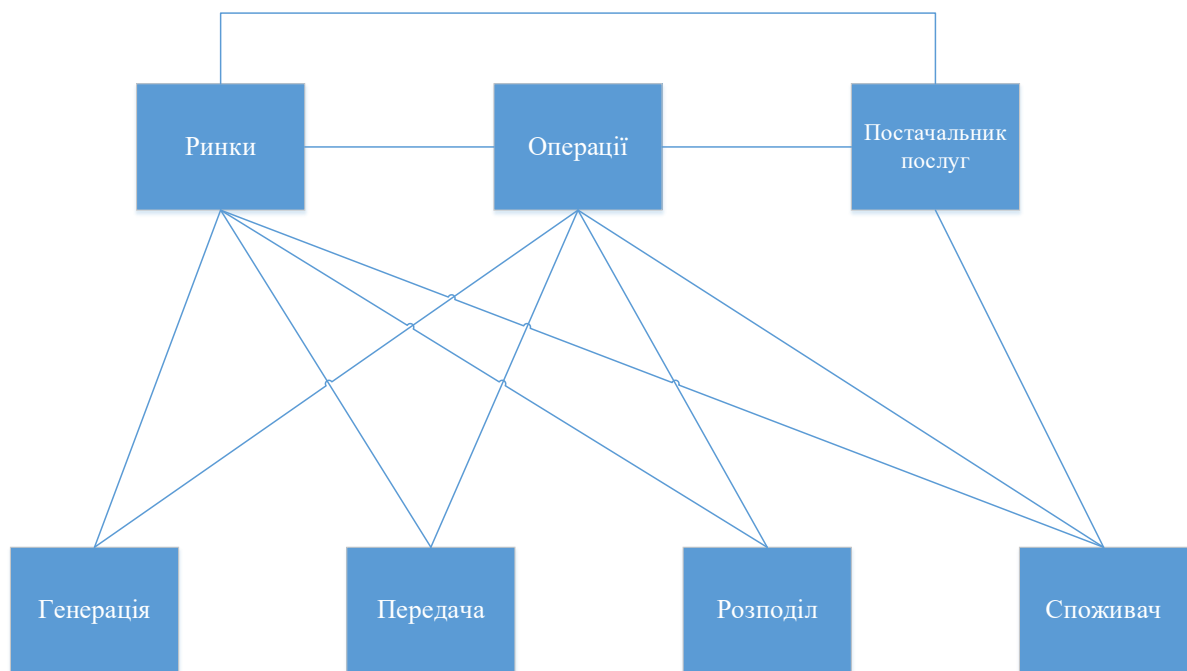


Рисунок 1.1 – Сім доменів у інтелектуальній мережі та їх зв'язки

З точки зору архітектури мережі, інтелектуальна мережа складається з декількох шарів наступним чином [6]:

- (1) рівень енергосистеми, що відноситься до виробництва, передачі та розподілу електроенергії;
- (2) шар керування потужністю для моніторингу та управління потужністю в інтелектуальній мережі;
- (3) рівень зв'язку, який підтримує двосторонній зв'язок між клієнтом і постачальником послуг;
- (4) захисний шар для реалізації послуг безпеки, таких як автентифікація клієнта, конфіденційність і цілісність переданої інформації тощо;

(5) прикладний рівень, який надає клієнтам програми для розумних мереж, щоб вони могли переглядати та контролювати використання енергії в Інтернеті.

У рамках концепції Smart Grid інтелектуальну електроенергетичну систему Об'єднаний дослідницький центр США розглядає як єдину мережу інформаційно-керуючих систем, що забезпечує [7]:

- інтеграцію всіх видів генерації (у тому числі малої генерації) і будь-які типи споживачів (від домашніх господарств до великої промисловості) для ситуаційного керування попитом на їхні послуги та забезпечення активної їх участі у роботі енергосистеми;
- зміну в режимі реального часу параметрів і топології мережі за поточними режимними умовами, виключаючи виникнення та розвиток аварій;
- розширення ринкових можливостей інфраструктури шляхом взаємного надання широкого спектру послуг суб'єктами ринку та інфраструктурою;
- мінімізацію втрат, розширення самодіагностики і самовідновлення при дотриманні умов надійності та якості електроенергії;
- інтеграцію електромережевої та інформаційної інфраструктури для створення всережимної системи керування з повномасштабним інформаційним забезпеченням.

У той час як інвестиції в енергетику, згідно з недавною доповіддю Міжнародного енергетичного агентства World Energy Investment 2018, знижуються, є сектора галузі, вкладення в які показують стійке зростання: це, зокрема, фотовольтаїка, енергозбереження та електромережий комплекс.

Доступність технологій ВДЕ і варіативність потужності енергоустановок сприяють поширенню такого явища, як децентралізація генерації - споживачі все частіше прагнуть самі забезпечити себе енергією заради економії, заробітку або отримання субсидій. Як наслідок, в сучасних енергосистемах змінюється роль споживачів: тепер вони можуть виступати і виробниками. Додамо до цього все

зростаючу потребу в більш гнучкій (еластичній) і надійній електромережі через погодні аномалії і ризику кібератак.

Рішення, яке допоможе уникнути або зняти ці проблеми, вже існує - це smart grid . Базовий технологічний елемент, фундамент «розумної» або цифрової мережі - інтелектуальна система обліку електроенергії, призначена для оперативного формування достовірного обсягу послуг, багатотарифного обліку, моніторингу якості електроенергії та інших функцій. Джерелами первинної інформації в такій мережі служать інтелектуальні лічильники і датчики, об'єднані в мережу - так званий Інтернет речей.

Smart-grid зазвичай розгортають по всій енергосистемі, від генерації до сервісу і споживання. Це комбінація передових ІТ, комунікаційних і енергетичних технологій, таких як вимірювальна апаратура, розумні інвертори, розподілені сховища енергії, силової електроніки, елементів АСУ ТП, які дозволяють ефективно управляти галуззю з мінімальним впливом на навколишнє середовище. Крім технологій, система smart-grid ґрунтується також на передовому ціноутворенні, управлінні попитом, автоматичної дистрибуції, прогнозуванні вироблення ВДЕ.

Не існує універсального визначення технології «розумної мережі». Однак всі експерти сходяться на думці, що це поняття включає управління комунікаціями, інформацією і технології контролю, що сприяють ефективності та гнучкості операцій в енергосистемі.

Управління попитом (demand response) - це принцип, який дозволяє споживачам добровільно брати участь в експлуатації системи шляхом скорочення її некритичною завантаження. Управління попитом неможливо без впровадження систем управління розподільних мереж і диспетчеризації будівель. Крім переваг у вигляді економії від зниження втрат і підвищення ефективності завантаження генераторів, demand response дозволяє істотно підвищити керованість енергосистеми.

«Розумна» передова вимірювальна інфраструктура - це інтегрована система, що включає комунікаційну мережу і систему дистрибуції (розподілу) електроенергії; вона забезпечує двосторонній зв'язок енергокомпанії і споживачів. Це технічне рішення потрібно один раз синхронізувати зі смарт-грід - і можна отримувати дані про споживання та постачання в режимі реального часу. Для споживачів створені спеціальні веб-рішення, що дозволяють аналізувати їх патерни і при бажанні скорочувати рахунки за електрику (за рахунок споживання енергії в період низького попиту).

Система управління енергосистемою - це інтелектуальна платформа, яка використовується для моніторингу, контролю та оптимальної експлуатації електромережі, в основному призначена для регулювання частоти і навантаження. Ця інтелектуальна система спроектована для оптимізації споживання енергії, коефіцієнта використання устаткування, підвищення надійності; вона дозволяє прогнозувати основні показники системи і її помилки.

Система управління дистрибуцією включає всі елементи мережі, що забезпечують комунікацію, польову апаратуру і підтримують системи. По суті це центр управління / контролю розподільних мереж. Система формує базу даних, одержуваних в режимі реального часу, - це хороший інструмент для енергокомпаній, що дозволяє їм зрозуміти, як можна вдосконалити свою діяльність. Одна з її складових в країнах, де часто трапляються блекаути, - система управління відключеннями. Інший важливий компонент - система пошуку дефектів.

Автоматизована система контролю будівель включає всі прилади всередині, зовнішнє обладнання та інші аксесуари, які допомагають дбати про енергоефективність та надійної експлуатації споруди. Окрема система захищає обладнання первинного ланцюга (в тому числі трансформатори) від фатальних коротких замикань, а енергосистему - від нестабільності і відключень. Вона

дозволяє уникнути неконтрольованих реакцій в ланцюзі і скидання навантаження.

Силова електроніка грає важливу роль в поліпшенні надійності енергосистеми і якості енергопостачання. Силові електронні пристрої застосовуються в системах зберігання енергії, розподіленої генерації, в керованих (гнучких) системах передачі змінного струму (FACTS) і високовольтних лініях електропередачі постійного струму (HVDC). Це важлива частина контролювання механізмів електромереж. Системи FACTS і HVDC за допомогою цих пристроїв можуть контролювати потік потужності і нарощувати передачу без збільшення потужності КЗ.

За допомогою спеціальних пристроїв можна оптимізувати використання активів, знизити капітальні та експлуатаційні витрати без збитку надійності і якості.

Інформаційно-комунікаційні технології - наріжний камінь смарт-грід, так як саме вони підтримують надійний, масштабований і безпечний обмін інформацією між компонентами системи. Завдяки цьому енергокомпанії здатні набагато краще виявляти і виправляти помилки, що дозволяє їм економити гроші і енергію.

Оскільки смарт-грід - складна система, що складається з безлічі пристроїв і частин, інтегрованих в загальну платформу через комунікаційні зв'язки, вона може виявитися вразливою до зовнішніх атак, якщо не вжити належних заходів безпеки. «Розумні» лічильники автоматично збирають масив даних про споживачів, і енергокомпаніям також необхідно забезпечити безпеку своїх комунікаційних каналів з клієнтами.

Системи моніторингу потужності і контролю якості діють за аналогією з системою якості в енергокомпаніях. Вони незалежні від систем експлуатації, контролю та управління, їх завдання - спостерігати і аналізувати помилки. Ці

елементи можуть також використовуватися в якості системи раннього попередження.

Таким чином, одним з ключових завдань у галузі електроенергетики на сьогодні є розробка методів та технічних засобів моніторингу стану та технічного діагностування, які б здійснювали глибоку діагностику стану окремих пристроїв ЕС у реальному масштабі часу, забезпечували узагальнення такої діагностичної інформації, виділення з великого масиву даних тієї інформації, що є критичною для системи в цілому, та передачу її на вищий рівень ієрархії [3].

1.2 Системи моніторингу та керування розподільними електричними мережами

Невід'ємною складовою у функціонуванні будь-якої системи управління є процеси моніторингу заданих (цільових) об'єктів з метою отримання інформації для прийняття рішень на безпосереднє формування команд управління [8].

Особливістю функціонування сучасних систем управління з точки зору моніторингу є значна кількість розподілених у просторі складних об'єктів моніторингу із значною динамікою різномірних процесів зміни їх положення, стану, властивостей та параметрів. Для цього необхідно застосовувати значну кількість розподілених у просторі і за часом функціонування різномірних джерел інформації – сенсорів (вимірювальних засобів, датчиків, сенсорів тощо). Це забезпечує всеохоплюючу інформаційну обізнаність щодо ситуації, яка складається шляхом формування єдиного інформаційного простору для прийняття відповідних рішень. Разом з тим, зазначене породжує апріорну невизначеність джерел інформації за їх просторовим розташуванням, складом, типом вихідної інформації, їхньою інформативністю, точністю, достовірністю, оперативністю та повнотою отримання первинних даних.

Таким чином, має місце та потребує вирішення актуальна проблема розробки методологічного забезпечення організації комплексного моніторингу і

управління при апріорній невизначеності джерел інформації за їх просторовим розташуванням, складом, типом вихідної інформації, їхньою інформативністю, точністю, достовірністю, оперативністю та повнотою отримання первинних даних, кількісного та просторово-часового розподілу суб'єктів управління.

Основними вимогами до системи динамічного моніторингу виступають:

- можливість повного охоплення усіх заданих зон (районів) ризику;
- отримання інформації про зміну контрольованих параметрів та перевищення ними порогових рівнів в масштабі часу близькому до реального і з необхідною точністю вимірювання;
- масштабованість системи: система повинна мати можливість легкого розширення до заданих масштабів без зміни мережної інфраструктури;
- достатня щільність первинних вимірювальних пристроїв;
- наявність системи оперативного прийняття рішення, видачі сигналів оповіщення та команд.

Узагальнена структура системи моніторингу надана на рисунку 1.2.

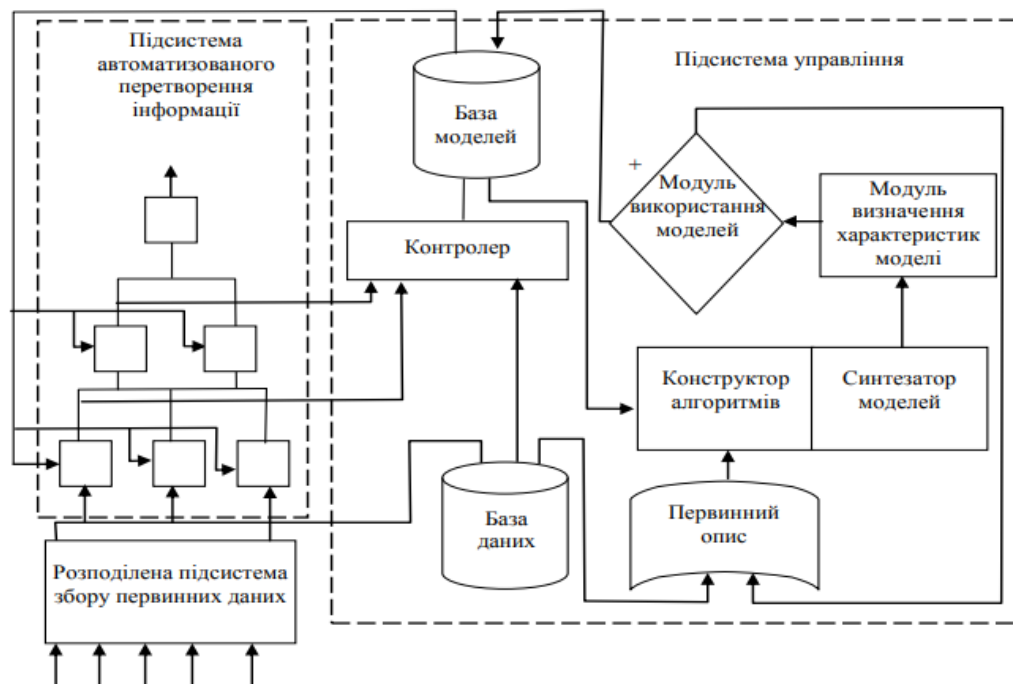


Рисунок 1.2 – Узагальнена система моніторингу

Безпосередньо функції автоматизації збору, накопичення і обробки та обміну інформацією між суб'єктами системи забезпечуються програмно-технічним комплексом (ПТК). Цим досягається інтеграція суб'єктів управління, моніторингу параметрів глобального і локального рівнів в єдину інфо-комунікаційну мережу і створюється віртуальний інформаційний простір контролю параметрів області, зони для формування відповідних рішень у разі настання кризової ситуації. Програмно-технічний комплекс системи управління та моніторингу забезпечує: накопичення інформації; наявність та циркуляцію оперативної інформації про стан параметрів після опрацювання; впорядкування інфо-комунікаційних потоків; створення умов для інформаційної підтримки прийняття рішень для забезпечення безпеки держави. Структура програмно-технічного комплексу системи глобального і локального динамічного моніторингу та управління наведено на рис. 1.3

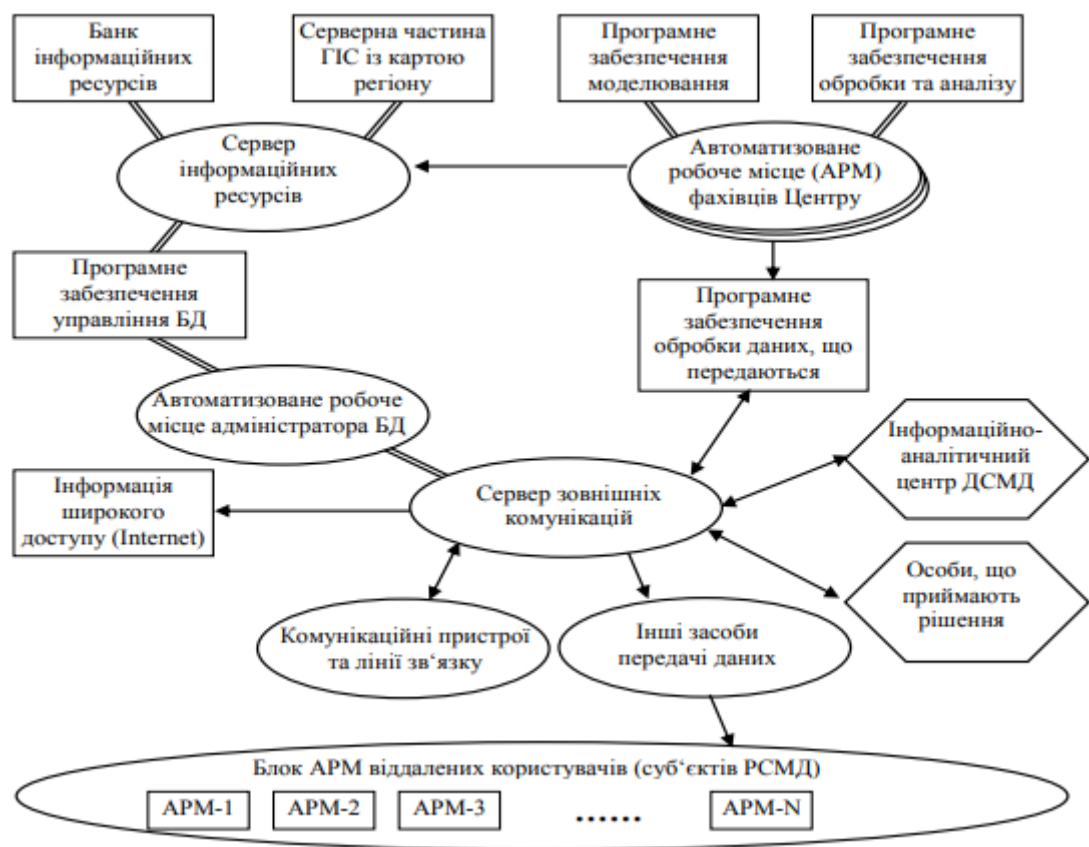


Рисунок 1.3 - Структура програмно-технічного комплексу

Найважливішою частиною систем керування електричними мережами є система керування рівня підстанції - АСУ ТП ПС [9]. Сьогодні комплекс технічних засобів (КТЗ) АСУ ТП ПС повинен забезпечувати збір технологічних даних про роботу системи, передачу їх на верхній рівень диспетчерського керування (диспетчерський центр), передавати ці дані на автоматизоване робоче місце (АРМ) оперативного персоналу підстанції. Також можливе виконання функцій керування технологічним процесом. До технологічних даних можливо віднести:

- поточні значення електричних величин, що характеризують основну трифазну мережу змінного струму;
- напруг, струмів, потужностей, частоти, а також показники якості електричної енергії;
- поточні значення величин, що характеризують допоміжні мережі об'єкту;
- електричні параметри мережі власних потреб і мережі постійного струму, параметри мережі повітряприготування;
- поточні значення теплотехнічних та інших величин на електростанціях, що характеризують процес генерації електроенергії
- тиск та температуру газу, пари, води або інших теплоносіїв;
- осцилограми перехідних процесів - наприклад, коротких замикань у мережі;
- положення електричних комутаційних апаратів, стану пристроїв захисту та автоматики, клапанів, вентилів;
- параметри, що характеризують кліматичні обставини на об'єкті - температуру й тиск повітря, швидкість вітру;
- діагностичні параметри, що характеризують стан устаткування
- наприклад, кількість відключень вимикачів, тангенс кута діелектричних втрат в ізоляції.

Створення АСУТП на підстанціях об'єднаної національної електричної мережі має наступні цілі [10]:

- підвищення ефективності функціонування та управління підстанціями і всього технологічного комплексу об'єднаної національної електричної мережі в нормальних і аномальних (в тому числі аварійних) режимах.
- забезпечення необхідних якісних показників електроенергії і рівня обслуговування учасників ринку при вирішенні задач передачі, перетворення і розподілу електроенергії.
- зниження рівня аварійності, зниження шкоди від аварій та скорочення термінів ліквідації аварій.
- підвищення надійності і безпеки функціонування, поліпшення експлуатаційного обслуговування основного і допоміжного технологічного обладнання, а також зниження вартості ремонтних робіт.
- створення інформаційної основи для побудови інтегрованої багаторівневої ієрархічної системи технологічного управління автоматизованої системи управління виробничо-технологічною діяльністю електропередавальної організації (АСУВТД ЕПО).
- забезпечення системної і комплексної інтеграції:
- коштів РЗА і протиаварійної автоматики з системами автоматизованого управління;
- коштів збору і передачі телеінформації, контролю та діагностики стану основного обладнання енергооб'єкта і реєстрації та ретроспективного аналізу аварійних процесів;- автономних засобів і систем контролю і управління з підсистемами систем збору та передачі оперативної технологічної інформації, а також з підсистемами збору, обробки та подання інформації про аварійні процеси;
- інформаційного забезпечення та взаємодії з АСКОВЕ та іншими зовнішніми підсистемами.

- Зниження експлуатаційних витрат підстанцій.
- Підвищення рівня інформаційної та загальної безпеки технологічного комплексу об'єднаної національної електричної мережі.

Цілі створення програмно-технічного комплексу АСУТП ПС повинні бути досягнуті за рахунок вирішення наступних завдань:

- Автоматичне і оперативне дистанційне керування основним технологічним обладнанням.
- Моніторинг та контроль технологічних процесів, стану основного обладнання та якості електроенергії, в тому числі:
 - уявлення оператору електричних схем підстанцій в динаміці їх змін;
 - уявлення цифрових значень технологічних параметрів, істотних для ведення режимів;
 - реєстрація і тривожна сигналізація при виході параметрів технологічних процесів за допустимі межі;
 - відображення і сигналізація змін електричних схем, що відбуваються в процесі ведення технологічного режиму.
- реєстрація параметрів, необхідних для аналізу і оцінки роботи технологічного обладнання, засобів автоматизації і дій персоналу, в тому числі:
 - реєстрація технологічних подій нормального режиму;
 - реєстрація аварійних ситуацій і запис аварійних процесів.
- системна інтеграція з системами і засобами автоматичного контролю і управління (РЗА, ПА, АСКОЕ). АСУТП ПС повинна інтегрувати засоби і системи автоматизації, забезпечуючи як мінімум, отримання інформації від зовнішніх систем управління і завдання для них уставок, і, як максимум, реалізацію загального функціоналу за допомогою єдиного програмно-технічного комплексу засобів автоматизації.
- моніторинг та управління спеціалізованими підсистемами автоматичного технологічного управління:

- релейний захист і автоматика;
 - локальна протиаварійна автоматика;
 - управління допоміжними технологічними процесами.
 - реєстрація параметрів перехідних процесів в аномальних режимах.
 - облік параметрів основного технологічного устаткування.
 - комерційний і технічний облік електроенергії і потужності.
 - генерація звітів оперативної і облікової інформації з основної та допоміжної технологічної діяльності (бланки оперативних перемикачів, оперативний журнал подій, звітна документація АСКОЕ та інші види документів з управлінських завдань).
 - моніторинг експлуатаційних параметрів і діагностика стану основного технологічного устаткування.
 - моніторинг та діагностика комплексу програмно-технічних засобів АСУТП ПС.
 - формування та подання оперативної і звітної інформації верхніх рівнів АСУВТД ЕПО.
 - забезпечення інформаційної та загальної безпеки АСУТП ПС.
- Архітектура АСУТП ПС, як взаємозв'язок компонентів структури системи, повинна будуватися з урахуванням таких вимог і рішень:
- модульний принцип побудови технічних і програмних засобів, прикладного та технологічного програмного забезпечення з використанням кращих зразків вітчизняних і зарубіжних продуктів.
 - відкрита масштабована архітектура комплексу технічних засобів (КТЗ) і програмного забезпечення (ПЗ) на основі загальновизнаних і широко використовуваних міжнародних стандартів, що виключає використання спеціальних фірмових технологій в частині технічних, програмних і мережевих рішень, які не відповідають вищезазначеним вимогам стандартизації.

- функціональна і територіальна розподіленість (децентралізація) компонентів системи, при якій виконання функцій контролю та управління окремою одиницею устаткування ПС в мінімальному ступені має залежати від стану інших компонентів системи, що істотно підвищує надійність і живучість системи.

- АСУТП ПС базується на основі взаємозв'язку функцій автоматизації технологічних процесів основного і допоміжного обладнання, як єдина інтегрована система.

- АСУТП ПС повинна забезпечувати узгоджене функціонування і інформаційну інтеграцію з системами релейного захисту та протиаварійної автоматики та іншими системами автоматичного управління (при збереженні автономності функціонування цих систем).

- комплекс завдань і функцій АСУТП ПС повинен бути відкритий для розширення в зв'язку з необхідністю:

- модифікації технологічних процесів і модернізації обладнання підстанції;
- впровадження нових і перспективних інформаційних технологій, а також технологій управління і регулювання;
- нарощування складу і обсягів оброблюваної інформації.

- архітектурні рішення АСУТП ПС повинні бути узгоджені з архітектурою АСУВТД ЕПО, яка є її верхнім управлінським рівнем, в частині:

- форматів інформаційного обміну та взаємодії;
- нормативно-довідкової інформації;
- процедур інформаційного захисту та безпеки.

- повинен забезпечуватися розподілений, децентралізований принцип організації управління технологічними процесами в комплексі регіонального куща підстанцій, що передбачає:

- надання часу реакції системи на зовнішні події;

- оперативне оповіщення верхніх рівнів з мінімальною затримкою в режимі «тривожного повідомлення» про вихід технологічних режимів за нормальні межі та про аварійні події;
- реєстрація значень параметрів протікання аварійних процесів (побудова трендів);
- забезпечення самодіагностики і режимів відновлення елементів і підсистем АСУТП на всіх рівнях ієрархії і у всіх контурах управління;
- забезпечення інформацією (за значеннями параметрів і подій технологічних процесів) верхніх рівнів управління за запитами і ініціативно, за встановленими розкладами.

Побудову розподільної мережі Smart Grid неможливо уявити без технологій автоматизованого управління роботою мережі і дистанційного моніторингу стану енергетичного обладнання.

Найбільш ефективним методом автоматизації на даний момент є застосування SCADA-систем. Системи такого класу надають можливість здійснювати моніторинг і диспетчерський контроль великої кількості віддалених об'єктів (від 1 до 10000 пунктів контролю, іноді на відстані в тисячі кілометрів один від одного) або одного територіально розподіленого об'єкта.

Основне завдання SCADA - збір інформації про віддалені об'єкти, що надходить з пунктів контролю, і відображення цієї інформації в єдиному диспетчерському центрі. Крім того, SCADA повинна забезпечувати довгострокове архівування отриманих даних. При цьому диспетчер часто має можливість не тільки пасивно спостерігати за об'єктом, але і їм управляти, реагуючи на різні ситуації [11].

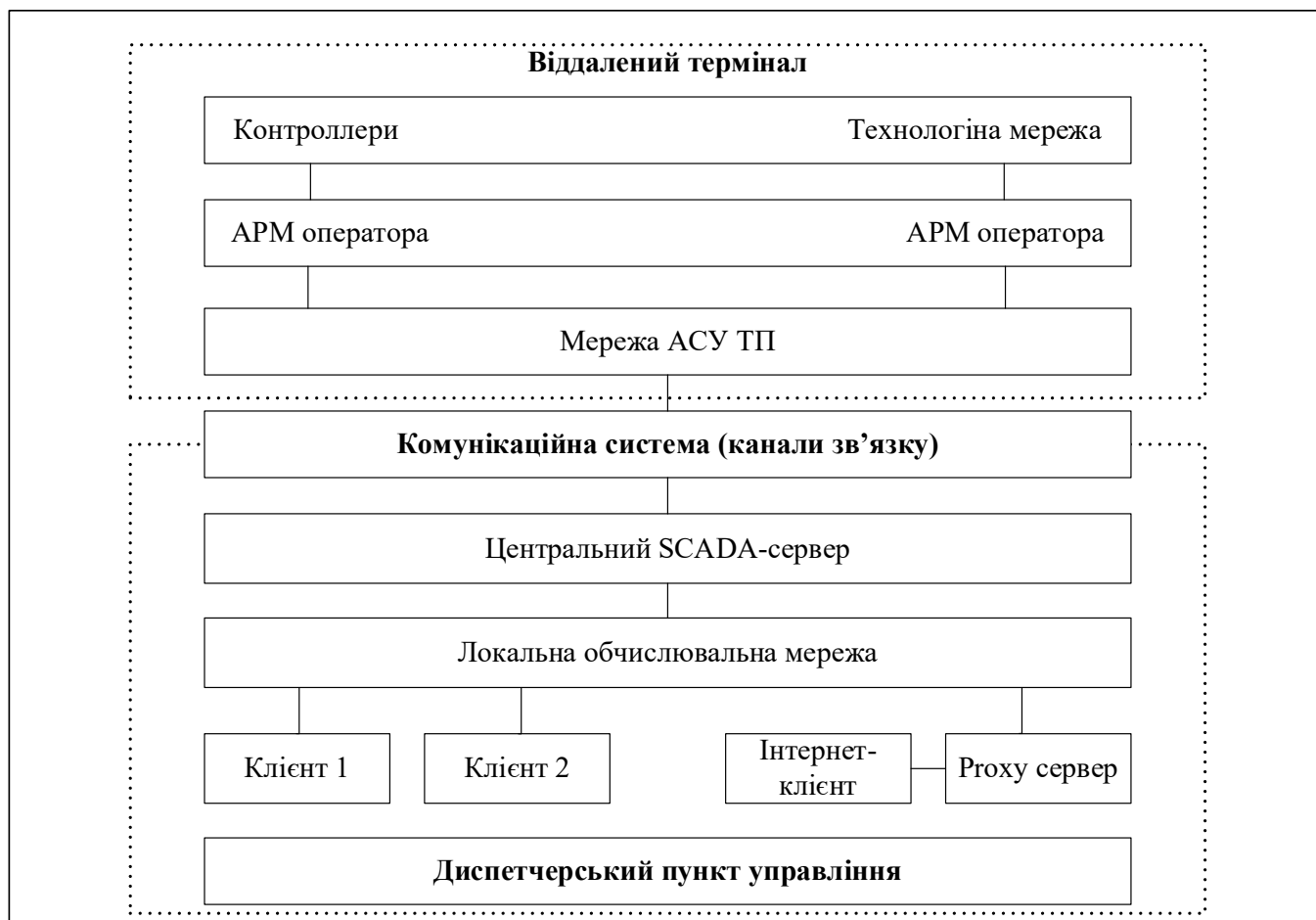


Рисунок 1.4 – Структурна схема SCADA-системи

Робота SCADA - це безперервний процес збору інформації в режимі реального часу з віддалених точок (об'єктів) для обробки, аналізу і можливого управління. Всі сучасні SCADA-системи включають три основних структурних компонента (рис. 1.4)

1. Віддалений термінал, який підключається безпосередньо до контрольованого об'єкту і здійснює обробку завдання (управління) в режимі реального часу. Спектр функцій терміналу широкий: від примітивних датчиків, які здійснюють збір інформації з об'єкта, до спеціалізованих багатопроцесорних обчислювальних комплексів, які здійснюють обробку інформації і управління в режимі жорсткого реального часу. Конкретна його реалізація визначається специфікою застосування. Використання пристроїв обробки інформації

нижнього рівня дозволяє знизити вимоги до пропускної здатності каналів зв'язку з центральним диспетчерським пунктом.

2. Диспетчерський пункт управління (головний термінал або SCADA-сервер) здійснює обробку даних і управління високого рівня. Одна з основних функцій - забезпечення людино-машинного інтерфейсу (між людиною-оператором і системою). Залежно від конкретної системи може бути реалізований в самому різноманітному вигляді: від одиночного комп'ютера з додатковими пристроями підключення до каналів зв'язку до великих обчислювальних систем і / або об'єднаних в локальну мережу робочих станцій і серверів.

3. Комунікаційна система (канали зв'язку) між віддаленими і головним терміналом. Вона необхідна для передачі даних з віддалених точок на центральний інтерфейс диспетчера і передачі сигналів управління назад. Як комунікаційної системи можна використовувати такі канали передачі даних: приватні радіомережі; аналогові телефонні лінії; цифрові мережі, стільникові мережі GSM (GPRS). З метою дублювання ліній зв'язку пристрою можуть підключатися до декількох мереж, наприклад, до виділеної лінії і резервному радіоканалу.

При побудові систем управління на базі SCADA обов'язковою умовою є готовність обладнання до інтеграції в подібну систему, нижній рівень якої - це мережа програмованих мікропроцесорних контролерів, розміщених безпосередньо біля силового і вимірювального обладнання, яка проводить процес збору та попередньої обробки первинної інформації і виконує завдання місцевого управління обладнанням.

Застосування SCADA-систем як елемента АСУ ТП підстанцій в мережах 35-110 кВ дозволяє перейти до автоматизації технологічних процесів по перетворенню і розподілу електроенергії на енергетичних об'єктах, в тому числі

дає можливість більш ефективного управління розподілом електричної енергії при підключенні до розподільних мереж відновлюваних джерел енергії.

1.3 Особливості використання сучасних інформаційних технологій в АСУ ТП розподільними електричними мережами

На сучасному етапі розвитку засоби автоматизації і управління виробництвом виходять на якісно новий рівень. Інтелектуальні задачі, раніше які вирішуються людиною, поступово знаходять технічні рішення за рахунок застосування різних технологій штучного інтелекту (таких, як комп'ютерний зір, машинне навчання та інших) [12].

1.3.1 АСУ ТП і штучний інтелект

Якість роботи будь-яких систем штучного інтелекту визначається двома компонентами: репрезентативною вибіркою вихідних даних, на яких здійснюється навчання або розробляються детерміновані алгоритми, і ефективність роботи алгоритмів, що обробляють ці дані [13].

Однією з ключових завдань для обробки даних в системах штучного інтелекту є завдання порівняння сигналів. Будь-який метод аналізу сигналу по своїй суті виробляє порівняння досліджуваного сигналу з деякими еталонами [14].

Не залежно від характеру порівняння сигнали можуть мати різне фізичне втілення. Це можуть бути електричні сигнали від різного роду датчиків (для визначення геометричних параметрів, параметрів силового електричного сигналу, тиску або інших фізичних параметрів силових механізмів верстатів, визначення рівня шуму, освітленості та багато інших), цифрові дані з оптичних камер, дані від інших інформаційних систем та ін. Також, сигнали можуть мати різний математичний опис у вигляді одно або двовимірних функцій або послідовностей [15].

В рамках систем автоматизації можна виділити 12 основних функцій і по кожній розглянути можливості і перспективи використання штучного інтелекту при їх реалізації.

Що стосується первинної обробки інформації, що надходить, тут перспективи використання штучного інтелекту не є видимими, так як відомі алгоритми обробки цілком справляються із завданням.

А ось наступна функція - верифікація даних, може припускати вже більш складний аналіз. Причому в системах АСУ ТП використовуються як раз дуже прості алгоритми типу контролю допустимого діапазону. Однак людина для верифікації даних включає більш сценарні багатофакторні рішення.

Легко допустити появу найближчим часом бібліотек алгоритмів і програм, завданням яких буде саме інтелектуальна, «розумна» верифікація даних в різних інформаційних системах, в тому числі в АСУ ТП.

Наступна функція - сигналізація, тобто оцінка відхилення параметра від встановленого діапазону, причому як за значеннями, так і за швидкістю їх зміни.

Щоб замінити тут людину, штучний інтелект повинен враховувати причинно-наслідкові зв'язки в технологічному процесі і роботі обладнання і на їх основі робити висновок про першопричину сигналізації, після чого приймати відповідне рішення.

Для наступної функції - архівування інформації - застосування штучного інтелекту не здається доцільним унаслідок тривіальності використовуваних алгоритмів стиснення та архівування, а також вилучення даних.

Таким чином, цілком можливо і доцільно застосування штучного інтелекту, що заміняє людини, на етапах перевірки даних на достовірність, відновлення достовірності, сигналізації про порушення.

Наступна функція - протиаварійні захисти. В АСУ ТП вона виконується автоматично без участі людини, за жорсткими алгоритмами, які повністю відображають технологічні регламенти та установки нормативних документів.

Тут можлива невизначеність за рахунок використання штучного інтелекту - неприпустимий ризик.

Функція шість - автоматичне регулювання. Це справжній виклик для штучного інтелекту, тому що, незважаючи на неодноразові спроби застосування «розумних» алгоритмів, включаючи нейрорегулятори, регулятори з нечіткою логікою та ін., До сих пір вони не знайшли широкого застосування. У той же час, запит на реалізацію цієї функції зростає, оскільки на ринку спостерігається дефіцит висококваліфікованих фахівців з налаштування регуляторів.

Таким чином, дослідникам можна ставити амбіційну мету, щоб штучний інтелект повністю замінив людину-фахівця з налаштування систем автоматичного регулювання. Для цього, можливо, буде потрібно адекватно змодельовати поведінку дуже досвідченого фахівця з налаштування регуляторів. Але цілком вірогідна поява систем «розумного» налаштування регуляторів, заснованих на інших логіках.

Наступна функція дій - сьома за рахунком - дистанційне керування. У сьогоденній реальності воно виконується повністю людиною, який самостійно приймає відповідні рішення - включає або вимикає обладнання, змінює положення виконавчих механізмів і так далі. Якраз тут величезний вплив так званого «Людського фактору», судячи з десятків і сотень тисяч помилкових рішень, результатом яких став збиток, в ряді випадків катастрофічний.

Це ще один серйозний виклик штучному інтелекту, і тут теж має сенс сфокусувати дослідження в сфері штучного інтелекту.

Наступна функція - розрахунки. Виконання розрахунково-облікових операцій не вимагає застосування засобів штучного інтелекту.

Найважливіша функція в рамках АСУ ТП - діагностика технологічного об'єкта управління (ТОУ). Тут застосування штучного інтелекту дуже можливе і перспективне, причому слід, очевидно, розрізняти два типи завдань:

- онлайн-моніторинг працездатності власне технологічного обладнання та його компонентів

- моніторинг коректності ведення технологічного процесу (режиму).

Інший вид діагностики - діагностика ПТК (програмно-технічного комплексу АСУ ТП). Це службова функція системи, її користувачами є фахівці служби експлуатації АСУ ТП. Для реалізації цієї функції також буде доцільним використання штучного інтелекту.

Заключні дві функції - людино-машинний інтерфейс (ЛМІ) - мається на увазі весь комплекс завдань взаємодії користувачів з компонентами ПТК АСУ ТП. Тут також бачиться дуже перспективне поле діяльності по застосуванню штучного інтелекту.

Для зручності все вищеописане зведено в підсумкову таблицю 1.1.

Таблиця 1.1 – Можливості застосування штучного інтелекту в АСУ ТП

Назва функції	Опис, висновок
Первинна обробка інформації	Ввід/вивід даних, і перетворення їх в цифровий(фізичний) вид. Використання штучного інтелекту недоцільне
Верифікація даних	Контроль достовірності даних і заміна недостовірних даних достовірними Можливе використання штучного інтелекту
Сигналізація	Оцінка відхилення параметра від встановлених регламентом одиниць Можливе і доцільне використання штучного інтелекту
Архівування	Стиснення, архівування, вилучення із архіву Використання штучного інтелекту недоцільне
Протиаварійні захисти	Моніторинг і реагування у разі аварійних ситуацій Використання штучного інтелекту недоцільне

Продовження таблиці 1.1

Автоматичне регулювання	Регулювання технологічних процесів в залежності від аналізу даних, що надходять Перспективний напрямок для штучного інтелекту
Дистанційне управління	Управління обладнанням, зміна положення виконавчих механізмів, комунікації з персоналом Перспективний напрямок для штучного інтелекту
Розрахунки	Розрахунки і обчислення, необхідні для реалізації автоматичного управління Не потребує штучного інтелекту
Діагностика ТОУ	Моніторинг обладнання і технологічного процесу Перспективний напрямок для штучного інтелекту
Діагностика ПТК	Допоміжна функція в АСУ ТП, моніторинг ПТК Перспективний напрямок для штучного інтелекту
Людино-машинний інтерфейс	Весь комплекс задач взаємодії користувачів з компонентами ПТК АСУ ТП Перспективний напрямок для штучного інтелекту

Для різних функцій АСУ ТП перспективи їх інтелектуалізації не однакові. Застосування штучного інтелекту, що замінює людини, доцільно на етапах перевірки даних на достовірність, відновлення достовірності, сигналізації про порушення, а також діагностики (як ТОУ, так і ПТК), і людино-машинного інтерфейсу. Характерно, що для реалізації протиаварійних захистів поки використання штучного інтелекту уявити складно через неприпустимість фактору невизначеності. Особливо ж участь штучного інтелекту актуальна для функцій автоматичного регулювання та дистанційного управління, очевидно,

тут виникають найбільші виклики найближчим часом. Реалізовано штучний інтелект тут може бути в форматі електронного помічника, при створенні та оновленні відповідних бібліотек і баз знань і цифрових моделей.

1.3.2 Big data аналіз у розподільних мережах

З переходом до так званого Інтернету речей, все більше пристроїв підключається до електромережі, тому ще більше даних буде зібрано. Первинне та вторинне значення вкладене в складні та неоднорідні набори даних від силових розподільних систем величезне. Проте стратегії розкриття потенціалу великих даних у системах розподілу знаходяться на ранній стадії розробки. Більшість даних у світі не оброблено і очікується проблема з зростанням обсягів даних. Існує три основні перешкоди для розробки та впровадження аналізу великих даних у системах розподілу електроенергії. Першим бар'єром для засвоєння аналізу великих даних в розподільній мережі є відсутність інноваційних застосувань та пропозицій щодо застосування, які перетворюють великі дані у важливу оперативну інформацію. Другою перешкодою для засвоєння є недостатнє дослідження виду архітектури системи аналізу великих даних і вищої математики для великої кількості даних. Останньою перешкодою для засвоєння є ризик невиконання стандартів конфіденційності та безпеки даних [16].

Аналіз великих даних приніс великі зміни в багатьох галузях, починаючи з первинних галузей промисловості, таких як споживчі товари та швидкозростаючих галузей, таких як інформаційні технології. Вхідна інформація вимірюється в петабайтах, тому індустрія інформаційних технологій - перша, що прийняла алгоритми та процеси аналізу великих даних. На сьогоднішній день більшість популярних комп'ютерних і веб-додатків засновані на алгоритмах аналізу великих даних. Наприклад, система рекомендацій Amazon тепер сприяє третині продажів. Система надає велику кількість інформації про поведінку та діяльність користувачів. Аналогічним чином, скориставшись

мільярдами сторінок перекладу різноманітної якості, система перекладів Google стала більш точною, ніж у інших систем [17]. Найбільш відомі досягнення в області аналітики отримані від інтернет-компаній, таких як Yahoo, Facebook, LinkedIn та Google, які мали змогу просувати технологію до того моменту, коли вони зможуть обробляти величезний обсяг даних в режимі реального часу, щоб визначити найефективніші стратегії розміщення оголошень.

Зниження вартості зберігання та збору даних в системах розподілу електроенергії є двома основними рушійними силами для аналізу великих даних. Швидко падаюча вартість цифрового зберігання спроводала більшість галузей у епоху великих даних. Покращена система датчиків, таких як АМІ та відповідна мережа зв'язку, суттєво зменшує вартість збору даних у системах розподілу. Наприклад, розумні лічильники з вбудованою двосторонньою системою зв'язку, розроблені за останні 5-10 років, дозволили легше обмінюватися інформацією між комунальними підприємствами та клієнтами. Через появу Smart Grid кількість і різноманіття пристроїв та обладнання для розподілу, які необхідно моніторити та контролювати, продовжують зростати. В основному це зумовлено державною політикою, яка стимулює впровадження розподіленої генерації, зберігання енергії, електромобілів, постійного контролю навантаження та розподілу систем автоматизації. На сьогоднішній день обсяг інформації про споживачів та обладнання, що збирається в системах розподілу електроенергії, повністю перевантажив традиційні інструменти, що використовуються для їх обробки. Таким чином, системний оператор та диспетчер в даний час стикаються з різноманітним і складним великим набором даних, який експоненціально зростає. Це вимагає різких змін у способі обробки та аналізу інформації в системах розподілу.

Аналіз великих даних може бути використано для покращення як короткотермінових операцій системи розподілу, так і довгострокових процесів планування розподілу. З великими даними ця сума завжди більш цінна, ніж

частини набору даних. Вивчення різних підмножин набору даних складної системи розподілу веде нас до різних застосувань.

До застосувань відносяться виявлення крадіжки енергії, моделювання поведінки споживання споживачів, просторового навантаження та відновлюваного прогнозу, візуалізації розподільчої системи, оцінки стану та планування розподільчої системи.

Висновки

У цьому розділі розподільні електричні мережі було розглянуто як об'єкт керування, детально розглянуто автоматизовані системи управління, та можливості застосування сучасних інформаційних технологій для моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

Система моніторингу та контролю розподільними мережами побудована таким чином, що за рахунок збільшення кількості і якості лічильників, і розвитку сучасних технологій з'являється можливість ефективного керування та моніторингу, не тільки за рахунок людських ресурсів, а ще й з використанням найсучасніших технологій, таких як штучний інтелект і Big Data аналітики.

2 МЕТОДИ ВЕРИФІКАЦІЇ ТА КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ГРАФІКІВ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ

2.1 Короткострокове прогнозування графіків електричного навантаження

Управління електроспоживанням несе в собі основною задачею прогнозування навантаження. «Прогнозування» - як наука, сформоване в середині минулого століття. Дана наука приділяє велику увагу статистичним методам прогнозування: регресійний аналіз, методи екстраполяції тимчасових рядів. При відсутності якісних вихідних даних більшість із цих методів не підходить для вирішення поставлених завдань, так як вони вимагають глибокого вивчення математичної статистики. Вихідні дані для вирішення завдання прогнозування повинні бути достовірними і зібрані за однією методикою. Період їх збору повинен бути постійним і враховувати вплив сезонних коливань [18].

Прогнозування графіків навантаження енергосистеми є важливим завданням стратегічного управління режимами енергосистем. На основі прогнозу навантажень визначають кількість і потужність генеруючих джерел, що працюють в базовому і піковому режимі, склад основного технологічного устаткування, параметри характерних режимів. За прогнозом навантажень також знаходять оптимальні режими енергосистеми, вибирають склад працюючого устаткування і розподіляють резерви, розглядають заявки на ремонт обладнання і дають відповідний дозвіл на його проведення. Прогнозування електричного навантаження забезпечує основну вихідну інформацію для прийняття рішень при управлінні електроенергетичними системами в процесі планування їх нормальних електричних режимів. Короткострокове і оперативне прогнозування графіків навантаження електроспоживання є на сьогоднішній день одним з найбільш важливих напрямків досліджень в електроенергетиці [19, 20, 21].

Основними елементами прогнозу електричних навантажень споживачів енергії є наступні елементи: графіки активних і реактивних навантажень для різних часових циклів: добових, сезонних, річних; споживання електроенергії за певні періоди в функції часу; основні характеристики графіків навантажень за задані періоди часу в перспективі [22].

Будь-яке споживання електроенергії описується часовим рядом, представлене миттєвими значеннями споживаної потужності в дискретні моменти часу. Моделі даного типу мають досить високий ступінь адекватності для вирішення багатьох завдань прогнозування процесів в електроенергетиці і не тільки [22].

Для аналізу часових рядів виділяють наступні компоненти [20]:

- тренд (Т) – компонента, яка плавно змінюється, що описує вплив довготривалих чинників;
- сезонна компонента (S) - циклічні коливання досліджуваного процесу;
- випадкова складова (ϵ) - компонента, що показує вплив випадкових факторів.

Зазначена мінливість поведінки електричного навантаження, як правило, проявляє певні стійкі закономірності, що дозволяють створити і використовувати методики фізико-математичного уявлення електричного навантаження електроустаткування [22].

Таблиця 2.1 – Фактори, які впливають на графік електричного навантаження [22]

Фактори	Соціально-економічні	Метеорологічні
Циклічні	1) Час (год діб); 2) День тижня; 3) Тип дня тижня (робочий, вихідний, святковий, передсвятковий)	1) Температура повітря; 2) Тривалість світлового дня; 3) Час сходу і заходу сонця.
Природні	1) Індивідуальна виробнича програма роботи великих промислових об'єктів; 2) Тривалість опалювального періоду; 3) Використання альтернативних джерел електропостачання; 4) Введення в експлуатацію великих енергоємних об'єктів.	1) Атмосферний тиск; 2) Відносна вологість повітря; 3) Напрямок вітру; 4) Швидкість вітру; 5) Хмарність; 6) Опади; 7) Горизонтальна дальність видимості.
Випадкові	1) Аварії на великих промислових об'єктах	1) Різкі кардинальні зміни погодних умов (найбільш впливають: температура повітря і опади)

На рисунку 2.1 зображено приклад декомпозиції часового ряду адитивної складової

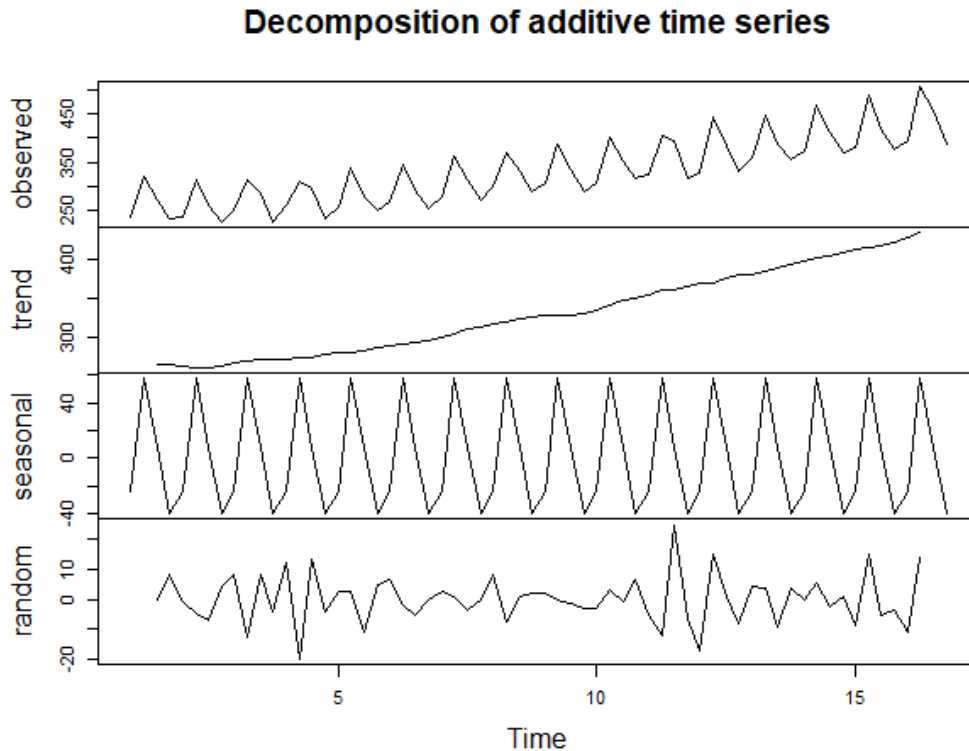


Рисунок 2.1 – Декомпозиція часового ряду адитивної функції на складові [23]

Прогнозування режимів електроспоживання (електричного навантаження) потребує і вирішення великого спектру завдань поточного планування і оперативного управління режимами функціонування електроенергетичних систем. Прогнози навантаження здійснюється в наступних часових діапазонах:

- оперативному (в межах зміни, поточної доби);
- короткостроковому (добу, тиждень, місяць);
- довгостроковому (місяць, квартал, рік) [18].

Характерні особливості оперативного і короткострокового прогнозування полягають у тому, що вони є функціональними частинами різних контурів управління і завдань енергосистем і енергооб'єднань. Довгострокове перспективне прогнозування - завдань проектування організацій [18].

Оперативне управління реалізується в реальному масштабі часу, тому воно вимагає швидкого прийняття рішень, а, отже, швидкодіючих алгоритмів прогнозування, які дозволяють здійснювати коригування нормальних режимів роботи систем електропостачання в разі відхилення їх від планових завдань. Ця швидкодія досягається за рахунок спрощення статистичних моделей прогнозування, що використовують невеликий обсяг вихідної інформації. Так, наприклад, при коригуванні режиму електроспоживання в години максимуму енергосистеми необхідний прогноз з періодом попередження від декількох хвилин до декількох десятків хвилин, для реалізації якого достатній період передісторії довжиною в кілька годин [18].

Короткострокове прогнозування базується на виявленні закономірностей зміни параметрів системи електропостачання за більш тривалий період передісторії. Ці закономірності є відображенням результатів організаційно-технічної стратегії, а також природною циклічністю функціонування з періодами, рівними: добі, тижня, місяця [18].

Короткостроковий прогноз навантаження може використовуватися для вирішення наступних завдань [19, 21]:

- балансування попиту та пропозиції;
- підтримка торгівлі енергією;
- ринкова діяльність (призначення ціни на електроенергію);
- робоча оптимізація мережі;
- регулювання попиту;
- прогнозування пікового попиту;
- управління попитом;
- балансування навантаження і запобігання перевантаження;

- виявлення збоїв і аномалій;
- скорочення (вирівнювання) піків.

Моделі короткострокового прогнозу переважно засновані на недавніх (за останній день або тиждень) відомостях про енергоспоживання. В якості основного прогностичного фактору використовується прогнозована температура. Сьогодні отримання точного прогнозу температури на годину і навіть на добу вперед не складає особливої проблеми. Ці моделі менш чутливі до сезонних змін або довгостроковим тенденціям споживання [22].

Для короткострокових прогнозів часто створюється великий обсяг викликів прогнозів (запитів на обслуговування), так як вони викликаються кожну годину, а в деяких випадках і частіше. Крім того, нерідко виконується впровадження, при якому кожна окрема підстанція або трансформатор представлені в якості автономних моделей. Внаслідок цього обсяг запитів на прогнозування ще більше зростає [22].

Завдання прогнозування формулюється так: знаючи попередні l значень часового ряду $x(t)$ передбачити подальше значення $x(t+d)$ де d – крок прогнозування, q – кількість незалежних змінних η [24]

$$x(t+d) = \psi(x(t), \dots, x(t-l), \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_q), \quad (2.1)$$

В даний час існує досить велика кількість методів короткострокового прогнозування електроспоживання [25], які використовуються як промисловими, так і енергозбутовими підприємствами.

На рисунку 2.2 запропоновано їх класифікацію. Всі відомі методи прогнозування електроспоживання пропонується розділити на три групи:

- фактографічні методи;
- експертні методи;
- гібридні методи.

Фактографічні методи базуються на фактичному інформаційному матеріалі про минуле та сьогодення в розвитку об'єкта прогнозування в часі. Це найбільш поширена група методів, які використовуються при побудові прогностичних моделей, оскільки, експерт, в більшості випадків, має в своєму розпорядженні ретроспективні дані про електроспоживання об'єкта прогнозування. Фактографічні методи поділяються на дві групи - «Статистичні методи» і «Структурні моделі». Група статистичних методів містить найбільшу за змістом і кількістю підходів, оскільки це прості в використанні і однорідні за структурою методи, засновані на статистичному підході до аналізу даних. До таких методів належать регресивні, кореляційні, параметричні методи, а також методи, засновані на різних моделях усереднень. Статистичні методи набули широкого поширення в побудові прогнозних моделей електроспоживання одночасно з моментом запуску оптового ринку електроенергії, коли його суб'єкти ще не мали ретроспективних даних про електроспоживання. Особливого поширення в той час отримали статистичні методи, засновані на лінійному і експоненціальному згладжування графіка електроспоживання, побудованого з використанням тільки лише фактичних даних про електроспоживання, тобто ніякі інші фактори спочатку не використовувалося. Крім того, в цю групу також відносяться і методи, засновані на лінійній / нелінійній регресії. Інший різновид методів - «Структурні моделі» [25].

Чітко-регламентованого визначення цієї групи не існує, однак, будемо вважати, що до цієї групи належать методи, які можуть бути формалізовані і мають топологічну модель, в якій структурні зв'язки об'єктів не залежать від будь-яких властивостей самих об'єктів. До цієї групи належать методи, засновані на штучних нейронних мережах, різних моделях, заснованих на методі опорних векторів, різних моделях, реалізованих на базі дерев рішень, а також метод рангових розподілів (техноценоз), який останнім часом набув широкого поширення.

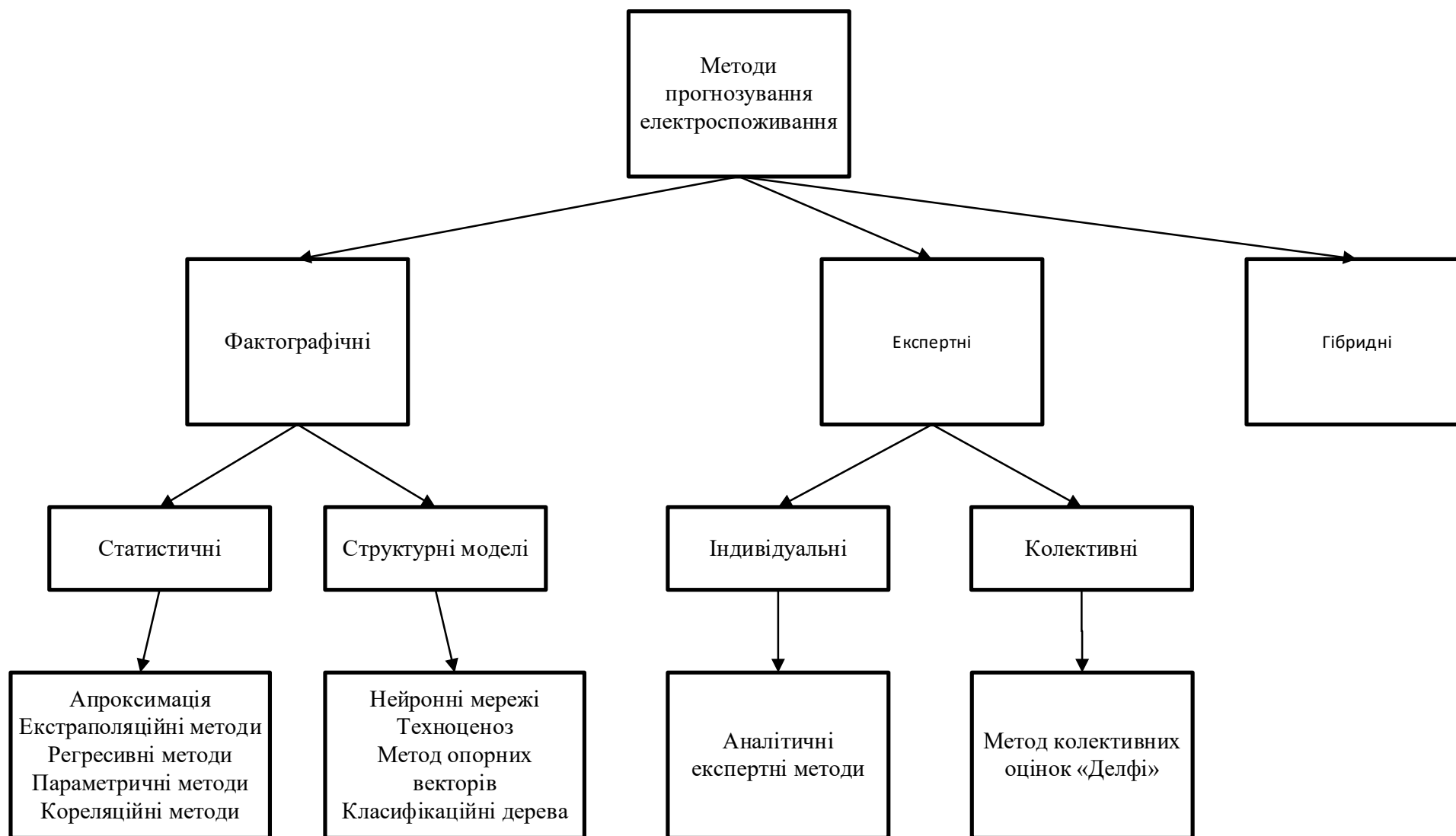


Рисунок 2.2 – Класифікація методів прогнозування електроспоживання

Експертні (інтуїтивні) методи засновані на знаннях фахівців - експертів про об'єкт прогнозування і узагальненні їх думок про розвиток (поведінку) об'єкта в майбутньому. Часто, при побудові прогнозних моделей електроспоживання, кінцеве рішення залишається за експертом, при цьому, його досвід і знання можуть відрізнятися від результатів побудови прогнозної моделі, з використанням методів, що відносяться до інших груп прогнозів. Експертні методи поділяються за кількістю експертів, які приймають рішення, при цьому група експертів аналізує результати прогнозу на основі безлічі суб'єктивних суджень [26].

Група «Гібридні методи» включає в себе методи зі змішаною інформаційною основою, в яких в якості первинної інформації, поряд з експертною, використовується і фактографічна. Ця група методів з'явилися відносно недавно і є набором методів, заснованих на комбінаціях методів інших представлених вище груп. Передумовами до розвитку цього різновиду методів став розвиток інформаційних технологій і обчислювальних систем, на яких складні розрахунки, із заданим значенням точності, виконуються за відносно невеликий проміжок часу.

Запропонована модель класифікації дозволяє згрупувати відомі методи прогнозування електроспоживання. Методи фактографічної групи є найпоширенішими, але не забезпечують необхідної точності прогнозу. Експертні методи також поширені, але основним їх недоліком є необхідність в наявності експерта зі знаннями предметної області. Методи даної групи також не забезпечують необхідної точності прогнозу.

Гібридні методи, за рахунок синергетичного ефекту забезпечують необхідну точність і об'єднують в своєму складі методи різних груп. Гібридні методи особливо актуальні в даний час з появою інформаційно-аналітичних систем, що дозволяють обробляти великі масиви інформації.

2.1.1 Екстраполяція із ковзною середньою

В даний час існує велика кількість підходів, реалізованих на основі екстраполяції ковзної середньої, які представляють собою згладжені криві залежності прогнозованого в часі параметра. Ступінь згладженості такої кривої прямо пропорційно залежить від періоду ковзної середньої, при виборі якого слід враховувати наступні аспекти:

- чим більше період, тим менше у ковзної середньої буде чутливість до зміни досліджуваного параметра;
- крива з дуже коротким періодом буде давати багато хибних сигналів;
- змінна з дуже великим періодом буде постійно запізнюватися.

Розрізняють три види ковзних середніх - прості, зважені і експоненціальні [27]. Основний підхід при реалізації методів екстраполяції робиться на згладжування обвідної тренда при цьому, методи по ряду властивостей мають схожість з групою регресійних методів. На практиці, при побудові прогнозів електроспоживання, даний метод використовується з метою попередньої обробки досліджуваних даних, для перетворення часового ряду до вигляду, зручного для побудови прогнозу. Прості ковзаючі середні (Simple Moving Average) обчислюються за формулою:

$$SMA = \frac{\sum_{i=1}^n P}{n}, \quad (2.2)$$

де P - значення досліджуваного параметра i - го порядку;

n – порядок ковзної.

Зважені ковзаючі середні (Weight Moving Average) обчислюються за формулою:

$$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n PW}{\sum_{i=1}^n W}, \quad (2.3)$$

де P - значення досліджуваного параметра i - го порядку;

W – вага i – го виміру;

n – порядок ковзної.

Експонентні ковзаючі середні (Exponential Moving Average) обчислюються за формулою:

$$EMA(t) = EMA(t-1) + (K \cdot [P(t) - EMA(t-1)]), \quad (2.4)$$

де P - значення досліджуваного параметра i - го порядку;

t – поточний момент часу;

n – порядок ковзної;

$$K = \frac{2}{n+1}.$$

Головною перевагою методів, заснованих на екстраполяції ковзної середньої в тому, що вони досить прості, з точки зору розуміння експертом, базуються на ретроспективних даних електроспоживання, і включають в себе всі інформативні дані попереднього періоду, а не тільки відрізок, заданий при установці «ковзного вікна». При цьому, більш пізнім значенням надається більша вага.

Недоліки методів, заснованих, на екстраполяції із ковзною середньою наступні:

- неможливо врахувати безліч різних параметрів, які впливають на процес електроспоживання підприємства;
- фіксація моделі тренда не дозволяє врахувати локальні коливання, пов'язані з динамікою електроспоживання.

Методи цієї групи підходять для здійснення попередньої обробки даних [28], яку необхідно проводити кожен раз, коли експертом отримані дані з автоматизованих систем комерційного обліку електроенергії. Це багато в чому пов'язано з тим, що частина даних може бути втрачена в момент передачі, або можливо відсутність даних в даних системах комерційного обліку з яких-небудь фізичних причин.

2.1.2 Регресійні методи

Інший групою відомих і застосовуваних методів є - регресійні методи, які також широко використовуються при вирішенні завдань прогнозування електроспоживання [29], оскільки вони дозволяють враховувати велику кількість зовнішніх факторів які впливають на прогноз, таких як метеорологічні параметри (температура навколишнього повітря, вологість, природну освітленість, динаміку електроспоживання споживача), виробничі фактори (обсяг продукції, що випускається, кількість працівників підприємства). У цьому їх основна перевага, відносно методів, заснованих на екстраполяції ковзаючих середніх.

Використання регресійних методів дозволяє оцінити можливі залежності в даних і причинно-наслідкові зв'язки. Інша їх перевага полягає в тому, що методи цієї групи дозволяють передбачити значення залежної змінної за значеннями незалежних змінних, але при цьому, при проведенні аналізу, або прогнозу,

потрібно щоб значення ознак були некорельованими, а також була відсутня мультиколінеарність між ними. Результируюча ознака повинна мати постійну дисперсію, яка знаходиться як:

$$\begin{aligned} D &= \sum_{j=1}^n (X_j - \overline{X})^2; \\ \sigma &= \sqrt{D}; \\ V &= \frac{\sigma}{\overline{X}} \cdot 100\%, \end{aligned} \quad (2.5)$$

де n – число об'єктів;

X_j - значення ознаки X_n для j -го об'єкту;

\overline{X} - середнє значення ознаки X .

Чим сильніше ступінь розкиду значень ознаки X , тим більше значення D , σ і V . Коефіцієнт варіації V - порівнянна величина для ознак різної природи, його значення виражаються в процентах. Рівняння лінійної регресії може бути представлено в наступному вигляді:

$$Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_n X_n + \varepsilon, \quad (2.6)$$

де Y – результируюча ознака;

$X_1 \dots X_n$ – факторні ознаки;

$b_1 \dots b_n$ – коефіцієнти регресії;

a – вільний член рівняння;

ε - «помилка» моделі.

Для знаходження коефіцієнтів a , b_1 , b_2 необхідно вирішити систему нормальних рівнянь:

$$\begin{cases} \sum Y = na + b_1 \sum X_1 + b_2 \sum X_2; \\ \sum YX_1 = a \sum X_1 + b_1 \sum X_1^2 + b_2 \sum X_1 X_2; \\ \sum YX_2 = a \sum X_2 + b_1 \sum X_1 X_2 + b_2 \sum X_2^2. \end{cases} \quad (2.7)$$

Перевага регресійних методів полягає в простоті реалізації, до недоліків можна віднести непередбачуваність параметрів, що впливають на фактичні значення. Виникнення різких змін в наявних ретроспективних даних призведе до порушення достовірності прогнозу. Регресивні методи добре застосовувати для пошуку закономірностей в даних, а також для визначення значущих факторів моделі, однак при побудові короткострокових моделей прогнозування електроспоживання, вони не забезпечують високої точності.

2.1.3 Методи часових рядів

Часовий ряд - це зібраний в різні моменти часу статистичний матеріал про значення будь-яких параметрів (в найпростішому випадку одного) досліджуваного процесу [30]. Передбачається, що завдання, які вирішуються методами часових рядів, мають внутрішню структуру, яка залежить від кореляції, автокореляції, сезонних закономірностей. Теорія часових рядів використовується при побудові прогнозних моделей в тому числі і з використанням методів навчання з вчителем, таких як нейронні мережі, метод опорних векторів.

Одним з часто використовуваних методів є модель Бокса-Дженкінса - ARIMA (autoregressive integrated moving average - інтегрована модель авторегресії - змінного середнього). Модель застосовується до нестационарних часових рядів, які можна зробити стаціонарними, шляхом взяття різниці деякого порядку від вихідних значень часового ряду [31].

Модель ARIMA для нестационарного часового ряду X_t має вигляд:

$$\Delta^d X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (2.8)$$

де ε_t - стаціонарний часовий ряд;

c, a_i, b_j – параметри моделі;

Δ^d - оператор різності часового ряду порядку d (послідовний вибір d разів різностей першого порядку – спочатку від часового ряду, потім від отриманих різностей першого порядку і т.д.)

Методи, засновані на теорії часових рядів, поряд з екстраполяційними і регресійними методами, також отримали широке поширення при побудові короткострокових прогнозів електроспоживання, оскільки суб'єкти оптового ринку електроенергії - енергозбутові підприємства, мають велику кількість ретроспективних даних про електроспоживання, а методи цієї групи націлені на обробку великих масивів даних, і дозволяють знаходити в них закономірності, а також використовувати ці закономірності при побудові моделей прогнозу. Недоліками таких методів, є те, що вони не забезпечують необхідної точності прогнозування для енергозбутових підприємств. Однак, при використанні методів часових рядів в комплексі, наприклад з інтелектуальними методами, необхідна точність може бути досягнута, а використовувані методи, в цьому випадку правильніше буде віднести до групи гібридних методів.

2.1.4 Експертні методи

Експертна оцінка необхідна, коли немає належної теоретичної основи розвитку об'єкта. Методи експертних оцінок [25] в прогнозуванні електроспоживання застосовуються в наступних випадках:

- в умовах відсутності достатнього набору даних для побудови прогнозу;
- в умовах великої невизначеності прогностичного об'єкта (соціальні явища, різко змінюється температура навколишнього повітря).

- в умовах дефіциту часу і екстремальних ситуаціях.

В даний час існує досить велика кількість методів експертних оцінок, але всі вони діляться на дві групи. Перша група містить індивідуальні методи, які засновані на роботі одного фахівця (експерта). Такі методи можуть бути як з аналітичною обробкою, так і без неї. Методи з аналітичною обробкою потребують додаткових дій експерта над даними, з метою їх аналізу, попередньої обробки, знаходження закономірностей. Методи без аналітичної обробки націлені на прийняття рішень по вже сформованому досвіду експерта і не мають на увазі будь-яких додаткових дій над даними. До другої групи експертних методів відносяться методи, засновані на колективних оцінках двох або більше експертів. Найбільш відомим методом цієї групи є метод Делфі, коли експерти дають аналітичні оцінки у вигляді голосування, відповідаючи на попередньо задані питання. На основі цих відповідей формуються зважені оцінки, які відображають знання експертів, і на основі яких приймається остаточне рішення про поведінку об'єкта дослідження в майбутньому часі [25].

2.1.5 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (Support Vector Machine, SVM) - одна з найбільш популярних методологій навчання по прецедентах, запропонована радянським і американським вченим В.М. Вапніка. SVM застосовується в задачах класифікації та регресійного аналізу і належить до сімейства лінійних класифікаторів. Основною ідеєю методу є перетворення векторів в простір більшої розмірності і пошук розділяє гіперплощини з максимальним зазором в ньому [32]. По обидва боки гіперплощини, що розділяє класи, будуються дві паралельні гіперплощини. Гіперплощина, що максимізує відстань до двох паралельних площин і буде тою гіперплощиною що розділяє. Для методу опорних векторів завдання класифікації будується наступним чином: кожен об'єкт даних представляється як вектор (точка) розмірності p . Нам необхідно

дізнатися, чи можемо ми розділити ці точки гіперплощиною розмірності $(p-1)$. Природно точки можуть бути розділені різними гіперплощинами. Кращою гіперплощиною, є гіперплощина, при якій зазор і різниця між класами буде максимальною. Така гіперплощина називається оптимальною розподільною гіперплощиною, а лінійний класифікатор, відповідний їй - оптимальним розподільним класифікатором.

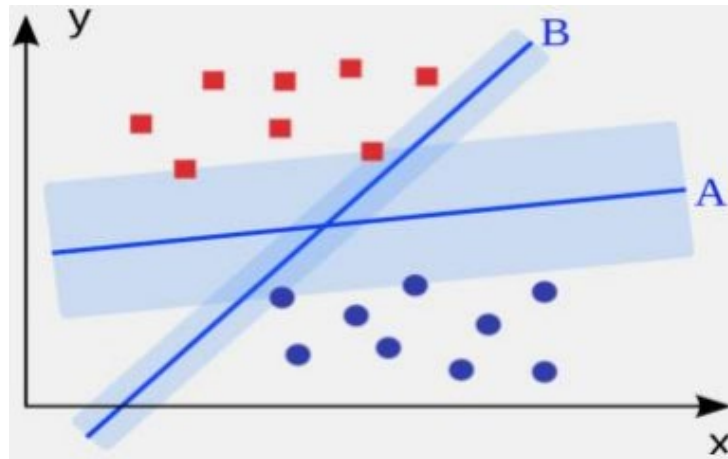


Рисунок 2.3 – Декілька гіперплощин для класифікації

Основні переваги інтелектуальних алгоритмів, до яких відноситься метод опорних векторів є здатність отримання правильного рішення задачі при наявності неповних і перекручених даних після налаштування параметрів (навчання) мережі; можливість врахування великої кількості додаткових чинників, що впливають на якість прогнозування. Недолік інтелектуальних систем - необхідність навчання і підвищені вимоги до програмно-апаратних ресурсів.

2.1.6 Техноценоз

Техноценоз (грец. Τέχνη - майстерність, грец. Κοινός - загальний) це обмежена в часі і просторі штучна система, спільнота виробів з єдиними ланцюгами і слабкими зв'язками, що виділяється з метою проектування, або будівництва [32]. Термін був введений аналогічно терміну «біоценоз», тому

аналіз техноценозів аналогічний методам біологічного дослідження, в рамках техноценозу виділяються сімейства виробів а також окремі їх види. З одного боку, кожен виріб унікальний, з іншого боку, він був створений на основі креслень, або іншої інформації, яку можна ототожнити з генетичним кодом живих істот [32].

2.1.7 Гібридні методи

Гібридні методи являють собою поєднання різних методів з різнорідних груп. Як було розглянуто вище, в даний час існує велика кількість методів короткострокового прогнозування електроспоживання. У деяких випадках, при вирішенні задач короткострокового прогнозування електроспоживання доцільно використовувати різні підходи і різні методи. Такий підхід, за рахунок синергетичного ефекту [33] дозволяє отримати найкращі комбінації методів, різних за змістом, які також відносяться до різних груп методів прогнозування електроспоживання. Зазвичай експерти, при вирішенні задач короткострокового прогнозування електроспоживання використовують два - три різних методи.

В даний час відомі такі різновиди методів, що використовуються при прогнозуванні електроспоживання - нейронні мережі і нейро-нечіткі системи, нейронні мережі і регресивні методи. Гібридні методи мають перспективи до розвитку, оскільки застосування простих і інтелектуальних методів прогнозування вкупі дозволяє враховувати специфіку фізичного процесу і використовувати арсенал інтелектуальних методів. В даний час методи цієї групи є методами, що розвиваються, експерти знаходять такі поєднання методів, які забезпечують необхідну точність, при відносно простій структурі.

2.2 Принципи роботи та побудови нейронних мереж

Нейронна мережа – це великий розподілений паралельний процесор, який складається з елементарних одиниць обробки інформації, які накопичують

експериментальні знання і надають їх для подальшої обробки. Нейронна мережа схожа на мозок з двох точок зору [34]:

- знання надходять в нейронну мережу із навколишнього середовища і використовуються в процесі навчання;
- для накопичення знань використовуються зв'язки між нейронами.

Використання нейронних мереж забезпечує наступні корисні властивості систем [34]:

1. Нелінійність (nonlinearity). Штучні нейрони можуть бути лінійними та нелінійними. Нейронні мережі, які побудовані із з'єднань нелінійних нейронів, самі є нелінійними. Більше того, ця нелінійність розподілена по мережі.

2. Відображення вхідної інформації в вихідну. Однією із популярних парадигм навчання є навчання з вчителем. Суть полягає в тому що вагові коефіцієнти будуть змінюватися на основі набору навчальних прикладів. Кожен приклад складається із вхідного сигналу і відповідного йому бажаного результату. Із цієї множини випадковим чином обирається приклад, а нейронна мережа модифікує вагові коефіцієнти для мінімізації різниці між бажаним результатом і результатом, який формується мережею відповідно до обраного статистичного критерію.

3. Адаптивність. Нейронні мережі можуть адоптувати свої вагові коефіцієнти відповідно до змін в навколишньому середовищі. Зокрема, нейронні мережі, які навчені працювати в певному середовищі, можуть бути легко перенавчені для роботи в умовах незначних коливань параметрів середовища.

4. Очевидність відповіді. В контексті задачі класифікації образів можна розробити нейронну мережу, яка збиратиме інформацію для визначення конкретного класу, але і для збільшення достовірності прийняття рішення. Як

наслідок, ця інформація може бути використана для виключення сумнівних рішень, що збільшить продуктивність нейронної мережі.

5. Контекстна інформація. Знання представляються в самій структурі нейронної мережі за допомогою її стану активації. Кожен нейрон мережі потенційно може підлягати впливу всіх інших нейронів цієї мережі. Як наслідок, існування нейронної мережі безпосередньо пов'язано з контекстною інформацією.

6. Стійкість до відмов. Нейронні мережі, перенесені в формі електроніки є потенційно стійкими до відмов. Це означає, що при несприятливих умовах їх продуктивність падає незначно. Незначне пошкодження структури мережі ніколи не призведе до катастрофічних наслідків. Це – очевидна перевага, проте її не часто беруть в розрахунок.

7. Масштабованість. Паралельна структура нейронних мереж потенційно прискорює вирішення деяких задач і забезпечує масштабованість. Це дає можливість представити складну поведінку за допомогою ієрархічної структури.

8. Однаковість аналізу і проектування. Нейронні мережі є універсальним механізмом для обробки інформації. Це означає, що одне і те ж проектне рішення нейронної мережі може бути використане в багатьох предметних областях.

Нейрон складається з елементів трьох типів: помножувачів, суматора і нелінійного перетворювача. помножувачі здійснюють зв'язок між нейронами і множать вхідний сигнал на число, яке характеризує силу зв'язку. Суматор виконує додавання сигналів, які надходять по синаптичним зв'язкам від інших нейронів і зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію одного аргументу - виходу суматора. Ця функція називається функцією активації або передавальною функцією нейрона. Нейрон в цілому реалізує скалярну функцію векторного аргументу [35].

Математична модель нейрону:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (2.10)$$

$$y = f(s)$$

де w_i - вага (weight) синапсу, $i = 1 \dots n$; b - значення зміщення (bias), s - результат підсумовування (sum); x_i - компонент вхідного вектора (вхідний сигнал), $i = 1 \dots n$; y - вихідний сигнал нейрона; n - число входів нейрона; f - функція активації.

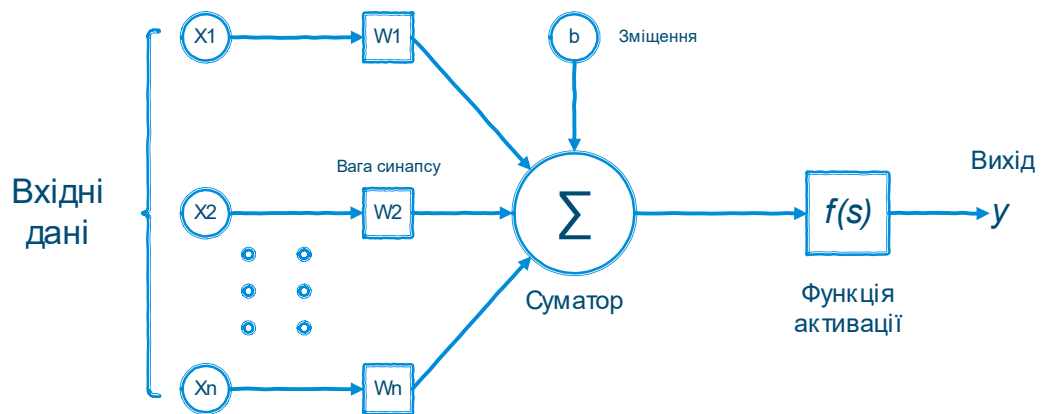


Рисунок 2.4 – математична модель нейрону [18]

Вхідний сигнал, вагові коефіцієнти і зміщення можуть приймати дійсні значення, але в багатьох практичних завданнях вони приймають лише деякі фіксовані значення. Вихід (y) визначається видом функції активації і може бути як дійсним, так і цілим. На вхідний сигнал (s) нелінійний перетворювач відповідає вихідним сигналом $f(s)$, який представляє собою вихід у нейрона. Приклади активаційних функцій представлені в таблиці 2.2

Таблиця 2.2 – Функції активації нейронів

Назва	Функція	Область значень
Лінійна	$f(s) = ks$	$(-\infty; \infty)$
Напівлінійна	$f(s) = ks, s > 0$ $f(s) = 0, s \leq 0$	$(0; \infty)$
Логістична (сигмоїдальна)	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}$	$(0; 1)$
Гіперболічний тангенс (сигмоїдальна)	$f(s) = \frac{e^{as} - e^{-as}}{e^{as} + e^{-as}}$	$(-1; 1)$
Експоненційна	$f(s) = e^{-as}$	$(0; \infty)$
Синусоїдальна	$f(s) = \sin(s)$	$(-1; 1)$
Сигмоїдальна (раціональна)	$f(s) = \frac{s}{a + s }$	$(-1; 1)$
Модульна	$f(s) = s $	$(0; \infty)$
Знакова (сигнатурна)	$f(s) = 1, s > 0$ $f(s) = -1, s \leq 0$	$(-1; 1)$
Квадратична	$f(s) = s^2$	$(0; \infty)$
Радіальна базисна	$f(s) = e^{-as^2}$	$(0; 1)$
Крокова (лінійна з насиченням)	$f(s) = -1, s \leq -1$ $f(s) = s, -1 < s < 1$ $f(s) = 1, s \geq 1$	$(-1; 1)$
Порогова	$f(s) = 0, s < 0$ $f(s) = 1, s \geq 0$	$(0; 1)$

Вагові коефіцієнти налаштовуються в процесі навчання. Позитивні вагові коефіцієнти відповідають так званим збуджувальним зв'язкам, а негативні -

гальмуючим. Залежно від величини вагових коефіцієнтів, сигнали, що передаються по мережі, можуть збільшитися або зменшитися [35]

Можна виділити три основні типи нейронних мереж: повнозв'язні, багат шарові або шаруваті, слабозв'язні.

У багат шарових нейронних мережах нейрони об'єднуються в шари. Шар містить сукупність нейронів з єдиними вхідними сигналами. У загальному випадку мережа складається з Q шарів, пронумерованих зліва направо. Зовнішні вхідні сигнали подаються на входи нейронів вхідного шару (нульового), а виходами мережі є вихідні сигнали останнього шару. Крім вхідного і вихідного шарів в багат шаровій нейронній мережі є один або кілька прихованих шарів [35].

У свою чергу, серед багат шарових нейронних мереж виділяють наступні типи.

1) монотонні. Це окремий випадок шаруватих мереж з додатковими умовами на зв'язку і нейрони.

2) мережі без зворотних зв'язків. У таких мережах нейрони вхідного шару отримують вхідні сигнали, перетворюють їх і передають нейронам першого прихованого шару, і так далі аж до вихідного, який видає сигнали для інтерпретатора і користувача. Серед багат шарових мереж без зворотних зв'язків розрізняють повнозв'язні і частково повнозв'язні.

3) мережі зі зворотними зв'язками. У мережах із зворотними зв'язками інформація з наступних шарів передається на попередні.

Мережі можна класифікувати також за кількістю шарів. Теоретично число шарів і число нейронів в кожному шарі може бути довільним, але фактично кількість шарів обмежена технічними характеристиками обчислювальної машини або спеціалізованого обладнання, на яких необхідно реалізувати

нейронну мережу. Чим складніше мережа, тим складніші завдання вона може вирішувати [36].

В цілому по структурі зв'язків штучні нейронні мережі можуть бути згруповані в два класи:

- 1) мережі прямого поширення - без зворотних зв'язків в структурі;
- 2) рекурентні мережі - із зворотними зв'язками.

У першому класі мереж найбільш відомими і використовуваними є багатошарові нейронні мережі (багатошарові персептрони по Ф. Розенблатта), де штучні нейрони розташовані шарами. Зв'язок між шарами - односпрямований і в загальному випадку вихід кожного нейрона пов'язаний з усіма входами нейронів наступного шару. Такі мережі є статичними, так як не мають в своїй структурі ні зворотних зв'язків, ні динамічних елементів, а вихід залежить від заданої множини на вході і не залежить від попередніх станів мережі [35].

Нейронні мережі використовують для створення, як описових моделей даних, так і моделей для прогнозування. За допомогою нейронних мереж можуть вирішуватися завдання кластеризації, класифікації, передбачення значень і інші. Нейронні мережі можуть розглядатися як складні регресивні моделі, але їх популярність, в першу чергу визначається хорошою пропрацьованістю алгоритмів налаштування коефіцієнтів моделі, або, як зазвичай називають цей процес, алгоритмів навчання мережі. У зв'язку з цим в літературі, найчастіше нейронні мережі розглядаються як системи здатні до навчання, основний різновид Machine Learning (систем машинного навчання) [37].

Для використання нейронної мережі вона повинна пройти навчання. Під навчанням мережі розуміється процес налаштування ваг синапсів, так щоб вихід мережі був адекватний завданню. Слід пам'ятати, що мережа «розуміє» не те, що

від неї вимагають, а те, що найпростіше узагальнити. Широко відомі приклади навчання мережі не класифікації об'єктів на різному тлі, а класифікації цих фонових зображень [37].

В процесі навчання мережу в певному порядку переглядає навчальну вибірку. Порядок перегляду може бути послідовним, випадковим і т. Д. Деякі мережі, які навчаються без учителя (наприклад, мережі Хопфілда), переглядають вибірку тільки один раз. Інші (наприклад, мережі Кохонена), а також мережі, які навчаються з учителем, переглядають вибірку безліч разів, при цьому один повний прохід по вибірці називається епохою навчання [37].

При навчанні з учителем набір вихідних даних ділять на дві частини - власне навчальну вибірку і тестові дані; принцип поділу може бути довільним. Навчальні дані подаються мережі для навчання, а перевірочні використовуються для розрахунку помилки мережі (перевірочні дані ніколи для навчання мережі не застосовуються) [37].

Таким чином, якщо на перевірочних даних помилка зменшується, то мережа дійсно виконує узагальнення. Якщо помилка на навчальних даних продовжує зменшуватися, а помилка на тестових даних збільшується, значить, мережа перестала виконувати узагальнення і просто «запам'ятовує» навчальні дані. Це явище називається перенавчанням мережі або оверфітінгом. У таких випадках навчання зазвичай припиняють [37].

У процесі навчання можуть проявитися інші проблеми, такі як параліч або потрапляння мережі в локальний мінімум поверхні помилок. Неможливо заздалегідь передбачити прояв тієї чи іншої проблеми, так само як і дати однозначні рекомендації щодо їх вирішення [37].

2.3 Застосування нейронної мережі для короткострокового прогнозування графіка електричного навантаження

На практиці найчастіше застосовуються нейронні мережі типу багатошаровий персептрон з одним прихованим шаром нейронів і двома шарами вагових коефіцієнтів (саме тому багатошаровий). Мережі такого типу називають мережами прямого розповсюдження сигналу, через відсутність зворотніх зв'язків між нейронами.

Багатошарові персептрони успішно використовуються для вирішення різноманітних важких завдань. При цьому навчання з учителем виконується за допомогою такого популярного алгоритму як алгоритм зворотного розповсюдження помилки. Цей алгоритм заснований на корекції помилок [34].

Навчання методом зворотного розповсюдження помилки припускає два проходи по всім шарам мережі: прямий і зворотній проходи. При прямому проході дані подаються на сенсорні вузли мережі, після чого розповсюджуються по мережі від шару до шару. В результаті генерується набір вихідних сигналів, який і фактично являється реакцією мережі на вхідні дані. Під час прямого проходу всі вагові коефіцієнти фіксовані. Під час зворотного проходу всі вагові коефіцієнти налаштовуються відповідно до правила корекції помилок, а саме: фактичний вихід мережі віднімається від бажаною відповіді, в результаті чого формується сигнал помилка. Цей сигнал як наслідок розповсюджується по мережі в напрямку, зворотному до напрямку синаптичних зв'язків. Вагові коефіцієнти налаштовуються з метою максимального наближення вихідного сигналу до бажаного [34].

Прогнозування за допомогою багатошарового персептрону включає в себе чотири етапи:

- 1) формування вектору вхідних даних;
- 2) вибір кількості прихованих нейронів та вигляду активаційних функцій;

3) «навчання» моделі (оптимізація вагових коефіцієнтів);

4) прогнозування та оцінка точності прогнозу.

На першому етапі на основі наявних даних про електричне навантаження, для прогнозування погодинного значення потужності на добу вперед доцільно сформувати такий вектор вхідних даних [38]:

- для врахування тижневої циклічності графіка навантаження використовуються значення потужності, віддалені в часі від точки прогнозу на 168, 169, 170 год;

- значення потужності, віддалені від прогнозного на 24, 25, 26 год (тобто останні відомі значення потужності в момент здійснення прогнозу);

- для підкреслення типу дня використовуються значення потужності, віддалені в часі на 48, 49, 50 год.

Часто експерту доступна інформація про температуру навколишнього середовища з 3-х годинною дискретністю. Для врахування інерційності впливу температури на електричне навантаження доцільно використати декілька значень, що передують прогнозній годині t , а саме за 9, 12, 15, 18 годин.

Для врахування календарних факторів слід використати два додаткових нейрони D та H , які відповідають номеру доби в тижні (від 1 до 7) та номеру години доби (від 1 до 24).

Перераховане вище – мінімальний набір факторів, що необхідно враховувати для короткострокового прогнозування навантаження P_t .

Таким чином, вхідний шар включає 15 нейронів.

Основою для оцінки прогнозу є розрахунок абсолютних та відносних похибок [38]:

$$\Delta_i = |P_{\text{факт.}} - P_{\text{пр.}}|$$

$$\delta_i = \frac{\Delta_i}{P_i} \cdot 100 \quad (2.11)$$

де Δ_i - абсолютна похибка (відхилення) прогнозування, [кВт]; δ_i - відносна похибка (відхилення) прогнозування, %; $P_{\text{факт.}}$ - фактичне значення СЕН(сумарного електричного навантаження) в i -ту годину, [кВт]; $P_{\text{пр.}}$ - прогнозне значення СЕН в i -ту годину, [кВт]; i - номер години в тестовій вибірці.

Під точністю розуміють середнє відхилення прогнозних значень від фактичних і на практиці найчастіше оцінюють за показником середньої абсолютної похибки у відсотках (mean absolute percentage error – MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\delta_i|, \quad (2.12)$$

де n - загальна кількість годин в тестовій вибірці, на якій оцінюється точність.

2.4 Верифікація даних в розподільних електричних мережах

Одним з ефективних рішень задач енергозбереження та енергоефективності в промисловості, соціальній сфері та житлово-комунального господарства є використання комплексних автоматизованих систем збору і аналізу даних про енергоспоживання [39].

Використання консолідації даних в комплексних системах дозволяє збирати дані з декількох первинних джерел і інтегрувати їх в одному сховищі. Таке сховище може бути використано для підготовки звітності та проведення аналізу енергоспоживання або як джерело даних для інших додатків. Перевагою консолідації даних є можливість верифікації і трансформації значних обсягів даних в процесі їх передачі від джерела до сховища.

Особливо важливою є верифікація даних, отриманих безпосередньо з приладів обліку енергоресурсів. Наприклад, технічний персонал неправильно підключив лічильник обліку. В результаті цього значення оперативного тега, відповідального за вимірюється значення параметра енергоресурсу, буде невизначено (в автоматизованій системі збору даних воно дорівнює NaN - Not a Number). Використання такого значення в процесах обробки даних, наприклад в білінгу, призведе до помилок і збоїв при формуванні рахунків, звітів і обчисленні узагальнених показників енергоспоживання [40].

Таким чином, верифікація даних, що консоліднуються в комплексних системах контролю і управління енергоспоживанням є важливою і актуальною. Верифікація первинних даних повинна виконуватися завжди, незалежно від способу отримання даних: за розкладом (заданому інтервалу опитування приладів обліку), ініціативному опитуванням або через webсервіс [41].

Дослідження можливих шляхів вирішення завдань первинної обробки даних про енергоспоживання призвело до висновку про використання двох етапів: верифікації та валідації даних.

Інтелектуальний аналіз даних, званий також Data mining, використовується для виділення нової значимої інформації з великого обсягу даних. В умовах постійного збільшення цих обсягів, а також зростаючої значущості результатів їх аналізу питання ідентифікації наявних в них аномалій стоїть особливо гостро. Результати аналізу без попереднього виключення аномальних примірників даних можуть бути значно спотворені [42].

Прогнозуючі системи визначаються як сукупність методів, прийомів і процедур, що дозволяють прогнози при заданій цільовій функції розвитку об'єкта прогнозування, при заданому обсязі прогнозної інформації.

Будь-яка досліджувана сукупність, поряд зі значеннями ознак, сформованих під впливом чинників, безпосередньо характерних для

аналізованої сукупності, може містити і значення ознак, отриманих під впливом інших факторів, не характерних для основної сукупності. Такі значення різко виділяються і, отже, використання методології статистичного моделювання без попереднього аналізу і вивчення аномальних спостережень призводить до серйозних помилок при аналізі. Різко виділяються із загальної сукупності (аномальні) спостереження вимагають окремого вивчення та опрацювання. Таким чином, адекватна підготовка вихідних даних є одним з основних етапів проведення статистичного дослідження на інформаційній базі.

Під аномальним рівнем розуміється окреме значення рівня часового ряду, яке не відповідає потенційним можливостям досліджуваної економічної системи і яке, залишаючись в якості рівня ряду, робить істотний вплив на значення основних характеристик часового ряду, в тому числі на відповідну трендову модель [43].

Аномалії в даних можуть бути віднесені до одного з трьох основних типів [44].

Точкові аномалії виникають в ситуації, коли окремий екземпляр даних може розглядатися як аномальний по відношенню до решти даними.

Контекстуальні аномалії спостерігаються, якщо екземпляр даних є аномальним лише в певному контексті, (даний вид аномалій також називається умовним). Для визначення аномалій цього типу основним є виділення контекстуальних і поведінкових атрибутів.

- контекстуальні атрибути використовуються для визначення контексту (або оточення) для кожного екземпляра. У тимчасових рядах контекстуальних атрибутом є час, який визначає положення примірника в цілій послідовності. Контекстуальним атрибутом також може бути положення в просторі або більш складні комбінації властивостей.

- поведінкові атрибути визначають не контекстуальні характеристики, що відносяться до конкретного екземпляру даних.

Аномальна поведінка визначається за допомогою значень поведінкових атрибутів виходячи з конкретного контексту. Таким чином, екземпляр даних може бути контекстуальною аномалією за даних умов, але при таких же поведінкових атрибутах вважатися нормальним в іншому контексті.

Колективні аномалії виникають, коли послідовність пов'язаних примірників даних (наприклад, ділянку часового ряду) є аномальною по відношенню до цілого набору даних. Окремий екземпляр даних в такій послідовності може не бути відхиленням, проте спільна поява таких екземплярів є колективною аномалією.

Крім того, в той час як точкові або контекстуальні аномалії можуть спостерігатися в будь-якому наборі даних, колективні спостерігаються тільки в тих, де дані пов'язані між собою.

Варто так само відзначити, що точкові або колективні аномалії можуть в той же час бути і контекстуальними [43].

Ідентифікація аномалій проводиться згідно з критерієм Чебишева. Добова періодичність процесу усувається шляхом окремого аналізу навантаження кожної з 24-х ($\forall j = 1 \dots 24$) годин доби на інтервалі передісторії, що досліджується [44]:

$$\left| P_i^j \right| \leq \overline{P^j} + k \cdot s, \quad (2.13)$$

де P^j - значення електричного навантаження за j -ту годину;

$\overline{P^j}$ - середнє значення;

s – середньоквадратичне відхилення вибірки електричного навантаження на всьому інтервалі передісторії за j -ту годину;

k – коефіцієнт, що залежить від виду розподілу вибірки:

$$k = \begin{cases} 1,96, & \text{якщо закон розподілу вибірки нормальний;} \\ 2,82, & \text{якщо закон розподілу вибірки унімодальний;} \\ 4,24, & \text{якщо закон розподілу вибірки довільний.} \end{cases}$$

Висновки

В цьому розділі було розглянуто методи короткострокового прогнозування графіків електричного навантаження, види аномалій в числових рядах. Окрім цього було описано нейронну мережу для прогнозування сумарного електричного навантаження, вхідний шар обраної нейронної мережі містить 15 нейронів, нейронна мережа містить 1 прихований шар. Для застосування обраного методу прогнозування для верифікації даних буде перевірено дані прогнозу і реальні дані на наявність аномалій за допомогою критерію Чебишева.

3 ЗАСТОСУВАННЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЗА ДОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВЕРИФІКАЦІЇ ГРАФІКІВ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ

3.1 Підготовка та попередні розрахунки для верифікації та прогнозування

У якості вихідних даних використовуються дані про електричне навантаження за серпень 2019р. тризмінного промислового підприємства у місті Києві. Дані наведено в таблиці 3.1.

Графіки навантаження робочого і вихідного дня зображені на рисунку 3.1.

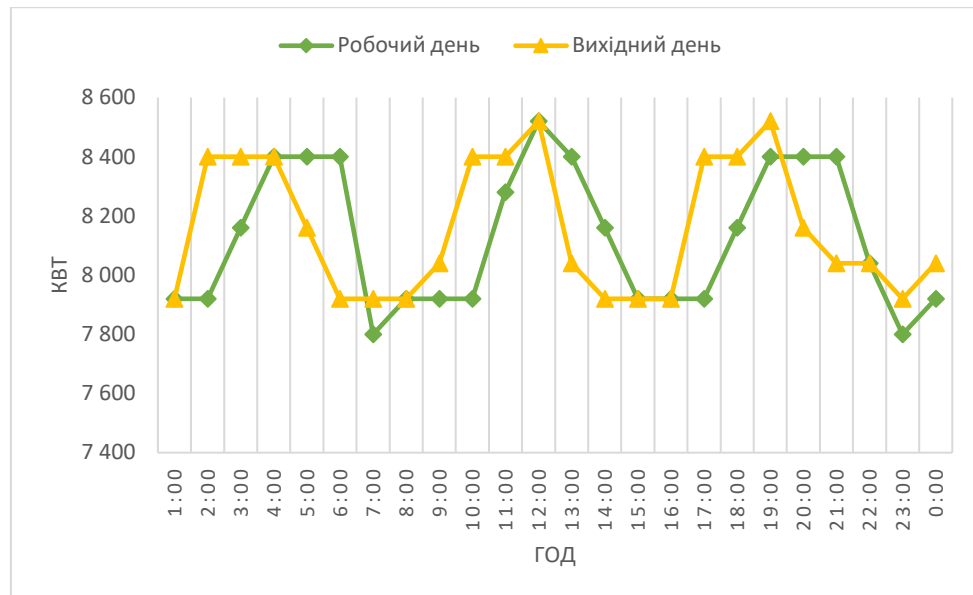


Рисунок 3.1 – Графіки електричного навантаження для робочого і вихідного дня

Як видно з рисунка 3.1 графіки робочого і вихідного дня для даного підприємства дещо відрізняються, а саме чітко видно, що піки мають зсув у часі в вихідний день.

Таблиця 3.1 – Приклад вихідних даних

Дата	Час											
	1:00	2:00	3:00	4:00	5:00	6:00	7:00	8:00	9:00	10:00	11:00	12:00
01.08.2019	7 920	7 920	7 920	8 040	8 280	8 400	8 520	8 040	7 920	7 920	7 920	8 040
02.08.2019	7 920	7 920	8 160	8 400	8 400	8 400	7 800	7 920	7 920	7 920	8 280	8 520
03.08.2019	7 920	8 400	8 400	8 400	8 160	7 920	7 920	7 920	8 040	8 400	8 400	8 520
04.08.2019	8 520	8 520	8 400	8 040	8 040	7 920	7 920	8 280	8 520	8 400	8 280	8 040
05.08.2019	8 400	8 280	7 920	7 920	7 920	7 920	8 400	8 400	8 280	7 920	7 920	7 920
06.08.2019	8 040	7 920	7 920	7 920	8 280	8 400	8 400	8 280	7 800	7 920	7 920	8 040
07.08.2019	7 920	7 920	7 920	8 400	8 400	8 520	8 040	7 920	7 800	7 920	8 160	8 520
08.08.2019	8 040	8 160	8 520	8 400	8 520	7 920	8 040	7 920	7 920	8 520	8 400	8 520
09.08.2019	8 400	8 520	8 520	8 160	8 040	7 920	8 040	8 160	8 400	8 400	8 400	7 920
10.08.2019	8 400	8 640	7 920	7 920	7 920	7 920	8 280	8 400	8 400	8 160	7 920	7 800

Як описано у попередньому розділі для прогнозування повинна враховуватися температура навколишнього середовища.

Дані про температуру за серпень 2019р. для міста Київ були взяті із сайту <Мета>Погода [45]. Даний сервіс дозволяє отримати дані про температури в 3-годинні інтервали. Загальний вид сервісу представлений на рисунку 3.2

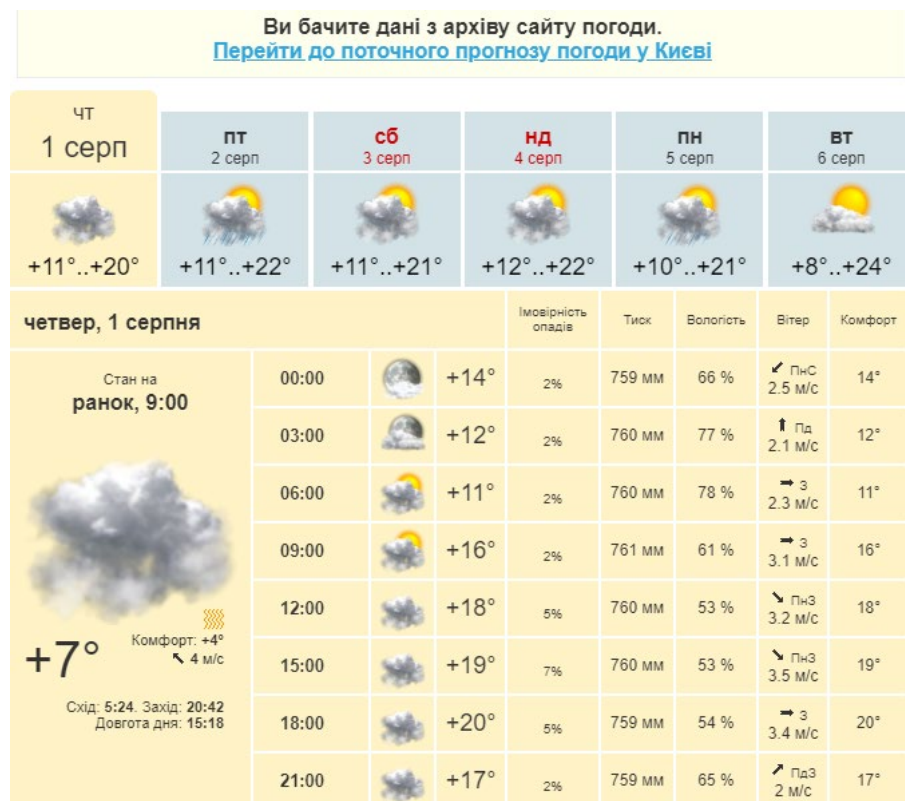


Рисунок 3.2 – Загальний вигляд сервісу з температурними даними [45]

Остаточний варіант даних для прогнозування показано в таблиці 3.2

Таблиця 3.2 – Остаточний варіант вихідних даних для прогнозування

D	H	Pt-150	Pt-149	Pt-148	Pt-50	Pt-49	Pt-48	Pt-26	Pt-25	Pt-24	Tt-9	Tt-12	Tt-15	Tt-18	Res.
4	3	7 920	7 920	7 920	8 040	7 920	7 920	7 920	7 920	7 920	27	28	25	20	8 520
4	4	7 920	7 920	8 040	7 920	7 920	7 920	7 920	7 920	8 400	27	28	25	20	8 400
4	5	7 920	8 040	8 280	7 920	7 920	8 280	7 920	8 400	8 400	27	28	25	20	8 520
4	6	8 040	8 280	8 400	7 920	8 280	8 400	8 400	8 400	8 520	23	27	28	25	7 920
4	7	8 280	8 400	8 520	8 280	8 400	8 400	8 400	8 520	8 040	23	27	28	25	8 040
4	8	8 400	8 520	8 040	8 400	8 400	8 280	8 520	8 040	7 920	23	27	28	25	7 920
4	9	8 520	8 040	7 920	8 400	8 280	7 800	8 040	7 920	7 800	20	23	27	28	7 920
4	10	8 040	7 920	7 920	8 280	7 800	7 920	7 920	7 800	7 920	20	23	27	28	8 520
4	11	7 920	7 920	7 920	7 800	7 920	7 920	7 800	7 920	8 160	20	23	27	28	8 400
4	12	7 920	7 920	8 040	7 920	7 920	8 040	7 920	8 160	8 520	19	20	23	27	8 520
4	13	7 920	8 040	8 400	7 920	8 040	8 400	8 160	8 520	8 400	19	20	23	27	8 160
4	14	8 040	8 400	8 400	8 040	8 400	8 400	8 520	8 400	8 400	19	20	23	27	8 040
4	15	8 400	8 400	8 400	8 400	8 400	8 400	8 400	8 400	7 920	18	19	20	23	7 920
4	16	8 400	8 400	7 920	8 400	8 400	8 040	8 400	7 920	7 920	18	19	20	23	8 040

Одним із важливих етапів для верифікації даних є розрахунок середньоквадратичного відхилення вибірки електричного навантаження на всьому етапі передісторії за i -ту годину.

Формула розрахунку середньоквадратичного відхилення для вибірки має наступний вигляд:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}}. \quad (3.1)$$

Отримані результати зведемо в таблицю 3.3.

Таблиця 3.3 – Отримані значення середньоквадратичного відхилення

Год	s, кВт	год	s, кВт	год	s, кВт	год	s, кВт
1	257,90	7	289,24	13	238,57	19	268,33
2	265,76	8	206,19	14	215,94	20	226,78
3	228,29	9	268,33	15	244,25	21	289,24
4	229,78	10	234,22	16	257,90	22	181,42
5	181,42	11	204,52	17	226,78	23	237,13
6	275,89	12	275,89	18	228,29	24	274,64

На цьому підготовчий етап завершено.

3.2 Реалізація нейронної мережі для короткострокового прогнозування графіка електричного навантаження

Для реалізації нейронної мережі було обрано мову програмування Python та її бібліотеки.

Python - це проста в освоєнні і потужна мова програмування. Вона надає ефективні високорівневі структури даних, а також простий, але ефективний підхід до об'єктно-орієнтованого програмування. Її елегантний синтаксис і динамічна типізація поряд з тим, що її можна інтерпретувати, роблять її ідеальною мовою для написання сценаріїв та швидкої розробки додатків в різних областях і на більшості платформ [46].

Особливості Python [46]:

1. Простота. Python - проста і мінімалістична мова. Читання гарної програми на Python дуже нагадує читання англійського тексту, хоча і досить суворого. Така природа Python є однією з її найсильніших сторін;
2. Легка в освоєнні. Python має дуже простий синтаксис;
3. Вільна і відкрита. Python - це приклад вільного і відкритого програмного забезпечення - FLOSS (Free / Libré and Open Source Software);
4. Мова високого рівня;
5. Можливість переносу на інші платформи;
6. Здатність до розширення;
7. Велика кількість бібліотек.

Для побудови і навчання мережі було застосовано вбудовану бібліотеку Tensorflow.

TensorFlow - це відкрита бібліотека, створена Google, яка використовується при розробці систем, що використовують технології

машинного навчання. Ця бібліотека включає в себе реалізацію безлічі потужних алгоритмів, розрахованих на рішення поширених завдань машинного навчання, серед яких можна відзначити розпізнавання образів і прийняття рішень [47].

Проект TensorFlow був переведений Google в розряд опенсорсний в 2015 році. Його попередником був проект DistBelief, роки досвіду, накопичені в ході роботи з яким, відбилися на TensorFlow.

Розробники бібліотеки TensorFlow прагнули до того, щоб вона була б гнучкою, ефективною, що розширюється, яку можна перенести на іншу платформу. В результаті нею можна користуватися в самих різних обчислювальних середовищах - від тих, які формуються мобільними пристроями, до середовищ, представлених величезними кластерами. Бібліотека дозволяє швидко готувати до реальної роботи навчені моделі, що усуває необхідність у створенні особливих реалізацій моделей для продакшн-цілей [47].

Бібліотека TensorFlow, з одного боку, привертає до себе увагу опенсорс-спільноти та відкрита для інновацій, а з іншого - користується підтримкою великої корпорації. Це дозволяє говорити про те, що у неї є всі шанси на стабільний розвиток.

Ця бібліотека, завдяки спільним зусиллям всіх тих, хто працює над нею, підходить для вирішення завдань самих різних масштабів. Від тих, які виникають перед самотійним розробником, до тих, які постають перед стартапами і навіть перед великими компаніями на кшталт Google. З того моменту, як ця бібліотека стала опенсорсною, з листопада 2015 року, вона стала однією з найцікавіших бібліотек машинного навчання. Її все частіше і частіше використовують при проведенні досліджень, при розробці реальних програм, при навчанні [47].

TensorFlow постійно поліпшується, її постійно постачають чимось новим, оптимізують, саме тому була обрана саме ця бібліотека.

В даному випадку можна виділити наступні етапи:

1 Імпорт і підготовка даних

1.1 Читання даних і їх формування в масив

Для цього дані було перетворено в формат, який може прочитати Python та обрано розміри масиву.

У Python це виглядає наступним чином:

```
# читання даних із файлу
data = pd.read_csv('data1.csv')
# Розміри даних
n = data.shape [0]
p = data.shape [1]
# формування даних в масиви
data = data.values
```

1.2 Поділ на навчальну і тестову вибірку

```
# поділ на навчальну і тестову вибірку
train_start = 0
train_end = int(np.floor(0.8*n))
test_start = train_end + 1
test_end = n
data_train = data [np.arange(train_start, train_end), :]
data_test = data [np.arange(test_start, test_end), :]
```

1.3 Масштабування даних

Більшість архітектур нейронних мереж використовують масштабування вхідних даних (а іноді і вихідних). Причина в тому, що більшість функцій активації нейронів таких як сигмовидної або гіперболічної дотичній (tanx) визначені на інтервалах [-1, 1] або [0, 1], відповідно.

Слід бути уважним при виборі частини даних і часу для масштабування. Поширена помилка тут - масштабувати весь датасет до його розбиття на тестові

і навчальні дані. Це помилка, оскільки масштабування запускає підрахунок статистики, тобто мінімумів/максимумів змінних. При здійсненні прогнозування часових рядів в реальному житті, на момент їх генерації у вас не може бути інформації з майбутніх спостережень. Тому підрахунок статистики повинен проводитися на тренувальних даних, а потім отриманий результат застосовуватися до тестових даними. Брати для генерування прогнозів інформацію «з майбутнього» (тобто з тестової вибірки), то модель буде видавати прогнози з «системної упередженістю» (bias).

```
# масштабування даних
scaler = MinMaxScaler((0, 1))
scaler.fit(data)
data_train = scaler.transform(data_train)
data_test = scaler.transform(data_test)

# x- дані для початку, y- бажані значення
X_train = data_train[:, 0:15]
y_train = data_train[:, -1]
X_test = data_test[:, 0:15]
y_test = data_test[:, -1]

n_stocks = X_train.shape[1]
```

2 Використання TensorFlow для побудови і навчання нейронної мережі

2.1 Placeholders

Після імпорту бібліотеки TensorFlow за допомогою `tf.placeholder()` визначаються два плейсхолдера.

Для того, щоб реалізувати модель, потрібно два таких елементи: X містить вхідні дані для мережі і вихідні дані Y.

Форма плейсхолдерів відповідає `[None, n_stocks]`, де `[None]` означає, що вхідні дані представлені в вигляді двовимірної матриці, а вихідні дані - одновимірною вектора.

```
X = tf.placeholder(tf.float32, [None, n_stocks])
Y = tf.placeholder(tf.float32, [None])
```

Аргумент `None` означає, що в цій точці ми ще не знаємо число спостережень, які пройдуть через граф нейромережі під час кожного запуску, тому він залишається гнучким.

2.2 Змінні

Крім плейсхолдерів, у всесвіті TensorFlow є й інший найважливіший елемент - це змінні. Якщо плейсхолдери використовуються для зберігання вхідних і цільових даних в графі, то змінні служать гнучкими контейнерами всередині графа. Їм дозволено змінюватися в процесі виконання графа. Ваги і зміщення представлені змінними для того, щоб полегшити адаптацію під час навчання. Змінні необхідно ініціалізувати перед початком навчання.

```
n_neurons_1 = 5
W_hidden_1 = tf.Variable(weight_initializer([n_stocks, n_neurons_1]))
bias_hidden_1 = tf.Variable(bias_initializer([n_neurons_1]))

W_out = tf.Variable(weight_initializer([n_neurons_1, 1]))
bias_out = tf.Variable(bias_initializer([1]))
```

Модель являє собою багатошаровий перцептрон, який містить один прихований шар з 5 нейронів.

Практичне правило мультирівневих перцептронів говорить, що розмір попереднього рівня - це перший розмір поточного рівня для матриць ваг.

Розміри зсувів дорівнюють другому розміром матриці ваг поточного рівня, що відповідає числу нейронів в рівні.

2.3 Розробка архітектури мережі

Після визначення необхідних ваг і зміщень змінних, мережевої топології, необхідно визначити архітектуру мережі. Таким чином, плейсхолдери (дані) і змінні (ваги і зміщення) потрібно об'єднати в систему послідовних матричних перемножень. Приховані рівні мережі трансформуються функціями активації. Ці функції - важливі елементи мережевої інфраструктури, оскільки вони привносять в систему нелінійність. Існують десятки функцій активації, вони описані у другому розділі. В даній моделі у якості функції активації застосовується сигмоїд.

```
#прихований рівень
hidden_1 = tf.nn.sigmoid(tf.add(tf.matmul(X, W_hidden_1), bias_hidden_1))
#вихідний рівень, транспонується
out = tf.transpose(tf.add(tf.matmul(hidden_1, W_out), bias_out))
```

2.4 Функція вартості

Функція вартості мережі використовується для генерації оцінки відхилення між прогнозами мережі і реальними результатами спостережень в ході навчання. Для вирішення проблем з регресією використовують функцію середньої квадратичної помилки (mean squared error, MSE). Ця функція обчислює середнє квадратичне відхилення між прогнозами і цілями, але взагалі для підрахунку відхилення між може бути використана будь-яка функція, що диференціюється.

```
#функція вартості
mse = tf.reduce_mean(tf.squared_difference(out, Y))
```

2.5 Оптимізатор

Оптимізатор бере на себе необхідні обчислення, що вимагаються для адаптації ваг і змінних відхилень нейромережі в ході навчання. Ці обчислення

ведуть до підрахунками так званих градієнтів, які позначають напрямок необхідного зміни відхилень і ваг для мінімізації функції вартості. Розробка стабільного і швидкого оптимізатора - одна з основних задач творців нейронних мереж.

В даному випадку використовується один з найбільш поширених оптимізаторів в сфері машинного навчання Adam Optimizer. Adam - це аббревіатура для фрази "Adaptive Moment Estimation" (адаптивна оцінка моментів)

```
#оптимізатор
opt = tf.train.AdamOptimizer().minimise(mse)
```

2.6 Ініціалізатор

Ініціалізатор використовуються для ініціалізації змінних перед стартом навчання. Оскільки нейронні мережі навчаються за допомогою численних технік оптимізації, початкова точка проблеми оптимізації - це один з найважливіших факторів на шляху пошуку хорошого рішення. У TensorFlow існують різні ініціалізатори, кожен з яких використовує власний підхід. У цьому випадку використаний `tf.variance_scaling_initializer()`, який реалізує одну зі стандартних стратегій ініціалізації.

```
#ініціалізатор
sigma = 1
weight_initializer = tf.variance_scaling_initializer(sigma)
bias_initializer = tf.zeros_initializer()
```

2.7 Налаштування нейронної мережі

Після визначення плейсхолдерів, змінних, ініціалізаторів, функцій вартості і оптимізаторів, модель необхідно навчити. Зазвичай для цього використовується підхід міні-партій (minibatch training). В ході такого навчання з набору даних для навчання відбираються випадкові семпли даних розміру $n = \text{batch_size}$ і

завантажуються в нейронну мережу. Набір даних для навчання ділиться на $n / \text{batch_size}$ партій, які потім послідовно відправляються в мережу. У цей момент в гру вступають плейсхолдери X і Y . Вони зберігають вхідні та цільові дані і відправляють їх в нейронну мережу.

Дані X проходять по мережі до досягнення вихідного рівня. Потім TensorFlow порівнює згенеровані моделлю прогнози з реально спостерігаються цілями Y в поточному «прогоні». Після цього TensorFlow виконує етап оптимізації і оновлює параметри мережі, після поновлення ваг і відхилень, процес повторюється знову для нового шматка даних. Процедура повторюється до того моменту, поки всі «нарізані» шматки даних не будуть відправлені в нейронну мережу. Повний цикл такої обробки називається «епохою».

#Кількість епох і розмір міні партій

epochs = 600

batch_size = 30

for e in range(epochs):

 # перемішування даних

 shuffle_indices = np.random.permutation(np.arange(len(y_train)))

 X_train = X_train [shuffle_indices]

 y_train = y_train [shuffle_indices]

 # навчання мініпартіями

 for i in range(0, len(y_train) // batch_size):

 start = i * batch_size

 batch_x = X_train [start:start + batch_size]

 batch_y = y_train [start:start + batch_size]

 # запуск оптимізатора

 net.run(opt, {X: batch_x, Y: batch_y})

3 Оцінка точності прогнозу

Результати прогнозу приведені на рисунку 3.3

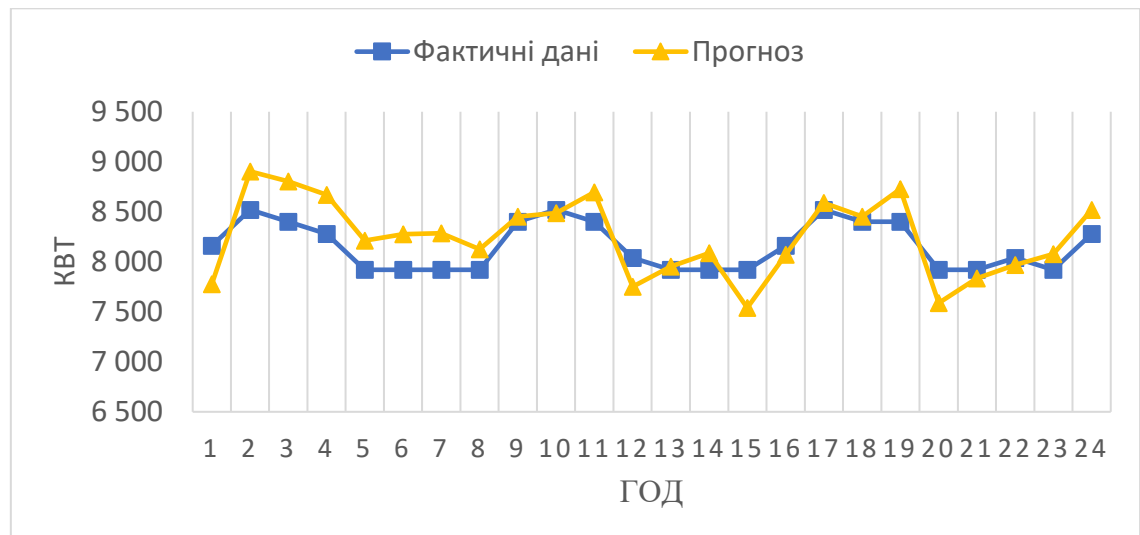


Рисунок 3.3 – Результати прогнозування

Для того щоб оцінити точність прогнозування розраховується відносна похибка за формулою(2.11):

Результати відносних похибок прогнозу наведені в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 - Відносні похибки прогнозу

Год	δi	год	δi	год	δi	год	δi
1	4,7	7	4,6	13	0,4	19	3,9
2	4,5	8	2,6	14	2,1	20	4,2
3	4,8	9	0,6	15	4,8	21	1,1
4	4,7	10	0,4	16	1,1	22	0,9
5	3,7	11	3,5	17	0,8	23	2
6	4,5	12	3,6	18	0,6	24	2,9

Далі відбувається безпосередньо оцінка точності прогнозу, а саме розраховується середня відносна похибка за виразом(2.12):

$$MAPE = \frac{1}{24} \cdot (4,7 + 4,5 + \dots + 2,9) = 3\%$$

Оскільки похибка невелика, то прогноз вважається точним, і тому його можна використовувати для подальших розрахунків.

3.3 Застосування короткострокового прогнозу для верифікації графіка електричного навантаження

Як було описано раніше, для верифікації використовується критерій Чебишева (2.13).

Для цього ще необхідно розрахувати середнє значення навантаження для кожної години передісторії.

Середні значення наведені в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – середні значення навантаження для кожної години

Год	Рсер, кВт	год	Рсер, кВт	год	Рсер, кВт	год	Рсер, кВт
1	8091,43	7	8142,86	13	8211,43	19	8160,00
2	8125,71	8	8108,57	14	8194,29	20	8194,29
3	8091,43	9	8040,00	15	8142,86	21	8262,86
4	8160,00	10	8057,14	16	8091,43	22	8211,43
5	8211,43	11	8125,71	17	8125,71	23	8125,71
6	8211,43	12	8228,57	18	8091,43	24	8074,29

На основі значень середнього навантаження та середньоквадратичного відхилення розраховується межа, вище якої значення вважатиметься аномальним.

Межі аномалій для кожної години наведені в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – межі аномалій за нормальним законом розподілу

Год	Раном, кВт	год	Раном, кВт	год	Раном, кВт	год	Раном, кВт
1	8596,92	7	8709,76	13	8679,02	19	8685,92
2	8646,60	8	8512,70	14	8617,52	20	8638,77
3	8538,87	9	8565,92	15	8621,58	21	8829,76
4	8610,37	10	8525,00	16	8596,92	22	8567,02
5	8567,02	11	8526,57	17	8570,20	23	8590,48
6	8752,17	12	8769,31	18	8538,87	24	8612,59

Для наочності результатів приведемо їх на рисунку 3.4

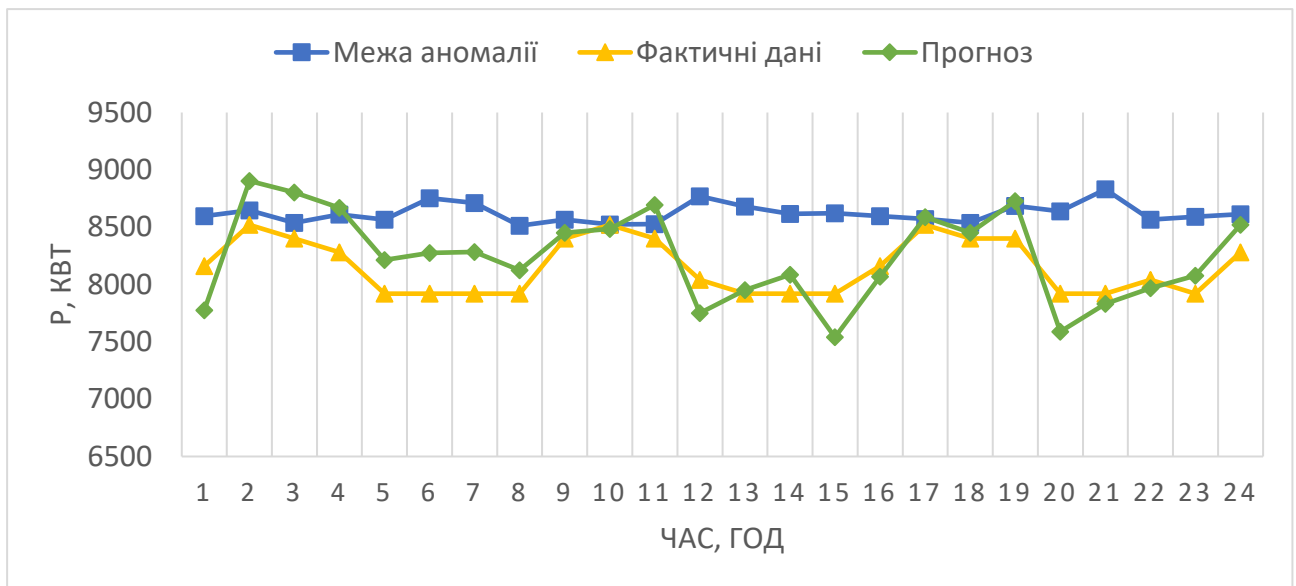


Рисунок 3.4 – Застосування короткострокового прогнозування для верифікації

Як видно з рисунку 3.4 майже на всьому інтервалі прогнозні дані не є аномальними, проте є декілька значень які виходять за межу аномалії, у цього можуть бути наступні причини:

- мала кількість даних для оцінки;
- недостатня точність прогнозу;
- інший закон розподілу для графіку навантаження.

Висновки:

У цьому розділі було створено нейронну мережу для короткострокового прогнозування графіку електричного навантаження з достатньою точністю.

Визначено можливість і застосовано короткострокове прогнозування графіка електричного навантаження для верифікації. Як результат, короткострокове прогнозування графіків електричного навантаження є ефективним способом для того щоб завчасно передбачити аномальні значення навантаження.

4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1 Опис ідеї проекту

З набуттям чинності Закону України «Про ринок електричної енергії» від 13 квітня 2017 року у якому прописані основні засади переходу ОЕС України на балансуючий ринок і засади функціонування оптового ринку, а також кодексів операторів системи передачі та розподілу, відбуваються значні зміни, які пов'язані зокрема з короткостроковим прогнозуванням графіків електричного навантаження, а саме: оператор системи розподілу має здійснювати оперативне планування режимів роботи системи розподілу для забезпечення в кожний момент часу технічної можливості відбору електричної енергії із системи розподілу. Одним із методів оперативного планування є прогнозування електричного навантаження. Для більш точного і ефективного прогнозування всі дані про споживання повинні бути верифіковані, і у разі наявності аномалії – відновлені.

Проте верифікація даних є вигідною не тільки для об'єднаної енергетичної системи України, а й для споживачів, причому як промислових, так і побутових, адже верифікація в поєднанні з прогнозуванням, дасть можливість уникнути переплат за електричну енергію, а й більш точно планувати власне споживання, що є дуже важливим і вигідним.

Ідея стартап-проекту полягає у створенні програмного забезпечення, яке буде виконувати в собі такі важливі дії як короткострокове прогнозування графіків електричного навантаження, верифікацію даних з використанням результатів прогнозу та відновлення даних у разі необхідності.

Розвиток інформаційних технологій зараз дозволяє легко інтегрувати таке програмне забезпечення у будь-яку систему моніторингу та керування.

Опис ідеї стартап-проекту для зручності приведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розроблення програмного забезпечення для систем моніторингу та керування розподільними мережами для верифікації, короткострокового прогнозування та відновлення графіків електричних навантажень	1) для операторів систем розподілу	Швидке і точне короткострокове прогнозування, достовірні дані
	2) для промислових споживачів	Швидке і точне короткострокове прогнозування і достовірні дані, можливість заощадження коштів
	3) для побутових споживачів	Швидке і точне короткострокове прогнозування і достовірні дані, можливість заощадження коштів

4.2 Технологічний аудит ідеї проекту

Аудит реалізації системи короткострокового прогнозування проведено у вигляді таблиці 4.2

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових:

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту?
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/доробити?
- чи доступні такі технології авторам проекту?

Таблиця 4.2 - Аналіз етапів реалізації стартап-проекту

Ідея проекту	Технології та кроки її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
Розроблення програмного забезпечення для систем моніторингу та керування розподільними мережами для верифікації, короткострокового прогнозування та відновлення графіків електричних навантажень	Вибір технологій для короткострокового прогнозування, верифікації та відновлення	Наявні	Доступні
	Визначення наявності систем моніторингу та керування	Наявні	Доступні
	Перевірка можливості інтегрувати програмне забезпечення в систему	Немає в наявності	Планується залучити ІТ-спеціаліста
	Розроблення програмного забезпечення та графічного відображення	Частково наявна	Планується залучення ІТ-спеціалістів
	Інтеграція розробленого ПЗ	Немає в наявності	Планується залучення ІТ-спеціалістів

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Для запропонованої ідеї є широкий спектр потенційних споживачів, адже всюди де запроваджено облік електричної енергії та систему моніторингу і керування, доцільно використовувати таку технології.

Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту наведена в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	більше 50
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	більше ніж 50 млн.
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Необхідність сертифікації системи згідно законодавства України (державна метрологічна атестація п. 3.14 ПКЕЕ)

На основі вище викладеного, можна зробити висновок що входження в ринок є дуже привабливим, адже ринок має великі обсяги продажу, та немає обмежень.

Наступним кроком є аналіз потреб потенційних споживачів, аналіз їх особливостей та вимог до товару.

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту наведена у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Отримання точних прогнозів, достовірність даних	Оператор системи розподілу, промислові підприємства, побутові споживачі	Для оператора системи розподілу в першу чергу важливі точність прогнозів і достовірність інформації, а для промислових підприємств та побутових споживачів - вигода	Адекватність, простота застосування, аргументованість, можливість візуалізації
2	Закон України «Про ринок електричної енергії»	Учасники ОРЕ України	Вимоги щодо формування об'ємів закупок електроенергії на ОРЕ України	Точність прогнозу

На основі сформованої таблиці можна зробити висновок, що запропонована ідея цілком відповідає потребам ринку, і матиме попит серед різних груп споживачів.

Проводиться аналіз загроз та можливосте впровадження проекту, результати якого наведені в таблицях 4.5 та 4.6 відповідно.

Таблиця 4.5 – Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція
1	Конкуренція	Існують компанії які працюють в схожому напрямку, які вже мають визнання та великі команди	Аналіз конкурентів, вивчення їх слабких сторін, приведення проекту до провідних технологій
2	Недостатня точність прогнозу	В умовах сучасного ринку існує загроза швидкого росту вимог до точності прогнозу	Аналіз найсучасніших технологій у сфері, вдосконалення програмного забезпечення
3	Зміна вимог з боку держави	Нові законодавчі акти в сфері енергетики постійно з'являються	Адаптація продукту відповідно до вимог держави
4	Нетрадиційні джерела енергії	За наявності відновлюваних джерел енергії можуть виникнути проблеми з прогнозуванням	Дослідження проблеми, мінімізація впливу

Проаналізовано можливі загрози, на всі можливі випадки у проекті передбачена відповідна реакція.

Такий підхід дозволить проекту успішно подолати можливі труднощі на шляху до реалізації, і допоможе не випадати з ринку.

Таблиця 4.6 – Фактори можливостей

№	Фактор	Зміст можливостей	Можлива реакція
1	Вихід на міжнародний ринок	З набуттям визнання, може з'явитися можливість продавати товар за межами України	Переклад інтерфейсу, приведення товару до вимог Європейських стандартів
2	Удосконалення програмного забезпечення	При подальшому вивченні питання прогнозування та верифікації може з'явитися потреба в оновленні ПЗ	Залучення ІТ-спеціалістів для створення системи оновлення

Як видно з таблиці 4.6 запропонована ідея має перспективи розвитку, а отже, зможе створити конкуренцію іншим компаніям.

Надалі проводиться аналіз пропозиції: визначаються загальні риси конкуренції на ринку (таблиця 4.7)

Таблиця 4.7 – Ступеневий аналіз ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється	Вплив на діяльність
Чиста конкуренція	Велика кількість конкурентів	Стимулювання до розвитку

Продовження таблиці 4.7

Міжнародний рівень конкурентної боротьби	Основні конкуренти це закордонні фірми	Використання реклами
Міжгалузева конкуренція	Охоплює всі галузі	Поступове розповсюдження
Нецінова конкуренція	Всі серйозні конкуренти в пріоритеті мають якість продукту	Підвищення якості продукту

На основі вищевикладеного можна зробити висновок, що ідея стартап-проекту є гнучкою і має можливість адаптуватися відповідно до вимог ринку і дій конкурентів за рахунок того, що проект базується в основному на інтелектуальних ресурсах.

В таблиці 4.8 представлено обґрунтування факторів конкурентоспроможності.

Таблиця 4.8 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№	Фактор	Обґрунтування
1	Принципова універсальність і адаптивність моделі	В моделі використовується моделювання із застосуванням штучних нейронних мереж, що дає змогу навчати і адаптувати її до широкого спектру споживачів
2	Новизна послуги	На ринку України і світовому ринку дуже мала кількість компаній пропонують такий
3	Економічність	Мала собівартість розроблення

Отже, запропонована ідея матиме ряд можливостей для конкурування з іншими фірмами за рахунок невеликої собівартості і зручності використання а також універсальності.

За сформованими даними проведемо узагальнення за допомогою SWOT-аналізу

Таблиця 4.9 – SWOT-аналіз стартап-проекту

<p style="text-align: center;">Сильні сторони</p> <ul style="list-style-type: none"> - широкий спектр для застосування; - невелика собівартість; - велика кількість послуг; - легко навчитися використовувати; - легко інтегрувати в будь-які системи. 	<p style="text-align: center;">слабкі сторони</p> <ul style="list-style-type: none"> - можлива необхідність метрологічної атестації; - відсутність імені як за кордоном так і в межах України; - відсутність досвіду; - необхідність подальшої модернізації; - потрібна велика кількість даних; - відсутність клієнтської бази; - відсутність початкового капіталу.
<p style="text-align: center;">Можливості</p> <ul style="list-style-type: none"> - можливість самостійно відстежувати своє споживання; - перехід до хмарних технологій; - створення додатку для смартфонів; - вихід на міжнародний ринок; - об'єднання з виробниками систем моніторингу і контролю; - допомога від держави, оскільки ідея може допомогти покращити якість роботи існуючих систем; - розширення діяльності; 	<p style="text-align: center;">загрози</p> <ul style="list-style-type: none"> - проблеми із створенням конкурентоспроможного продукту; - зміна законодавства; - відсутність клієнтів на початковому етапі; - відсутність IT-спеціалістів; - відсутність інвестицій.

Отже, в цілому проект має право на існування, проте є потреба у ретельній підготовці до можливих проблем які можуть виникнути у ході впровадження ідеї в життя.

4.4 Розроблення маркетингової програми та програми збуту стартап-проекту

Маркетингова програма буде заснована на перевагах перед конкурентами, які описані вище. Основним напрямком реклами буде описання широкого спектру можливостей, легкість інтеграції до будь-яких систем, можливість зберігати та отримувати дані на смартфон за допомогою хмарних сервісів, та невисока ціна.

Для збуту пропонується створити марку продукту, яка максимально чітко описуватиме функціонал, і використовувати рекламу в інтернеті.

Висновки

У цьому розділі магістерської дисертації було запропоновано ідею стартап-проекту програмного забезпечення, яке буде використовуватися для верифікації графіків навантаження розподільних електричних мереж, основою для верифікації даних буде короткостроковий прогноз графіку електричного навантаження реалізований на мові програмування Python.

Було проаналізовано можливість реалізації запропонованого стартап-проекту з різних боків, обґрунтовано, що стартап-проект може бути конкурентоспроможним на рівні з іншим існуючим програмним забезпеченням.

Аналіз показав, що в майбутньому ринок на який планується випустити проект буде стрімко збільшуватися. SWOT-аналіз свідчить що у проекту є гарні

перспективи для розвитку, але за умови що проекту буде постійно приділятися належна увага і розширюватимуться можливості і функціонал.

Для маркетингового просування і збуту обрано рекламу в інтернеті.

ВИСНОВОК

1. Розподільні електричні мережі було розглянуто як об'єкт керування, детально розглянуто автоматизовані системи управління, та можливості застосування сучасних інформаційних технологій для моніторингу та керування розподільними електричними мережами.

2. Система моніторингу та контролю розподільними мережами побудована таким чином, що за рахунок збільшення кількості і якості лічильників, і розвитку сучасних технологій з'являється можливість ефективного керування та моніторингу, не тільки за рахунок людських ресурсів, а ще й з використанням найсучасніших технологій, таких як штучний інтелект і Big Data аналітики.

3. Розглянуто методи короткострокового прогнозування графіків електричного навантаження, види аномалій в числових рядах. Окрім цього було описано нейронну мережу для прогнозування сумарного електричного навантаження, вхідний шар обраної нейронної мережі містить 15 нейронів, нейронна мережа містить 1 прихований шар. Для застосування обраного методу прогнозування для верифікації даних буде перевірено дані прогнозу і реальні дані на наявність аномалій за допомогою критерію Чебишева.

4. Створено нейронну мережу для короткострокового прогнозування графіку електричного навантаження з достатньою точністю. Визначено можливість і застосовано короткострокове прогнозування графіка електричного навантаження для верифікації. Як результат, короткострокове прогнозування графіків електричного навантаження є ефективним способом для того щоб завчасно передбачити аномальні значення навантаження.

4. Запропоновано ідею стартап-проекту програмного забезпечення, яке буде використовуватися для верифікації графіків навантаження розподільних електричних мереж, основою для верифікації даних буде короткостроковий прогноз графіку електричного навантаження реалізований на мові програмування Python.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1 Ф.П. Говоров, В.Ф. Говоров, Б.М. Верещук Оптимизация режимов систем электроснабжения городов. *Easterneuropean journal of enterprise technologies*, 2003
- 2 Б.Г. Булатов, В.В. Тарасенко Алгоритмы интеллектуального управления режимом распределительной сети. *Вестник ЮУрГУ*, № 37, 2012 с.18-22
- 3 М.В.Мислович, Р.М.Сисак, Про деякі особливості побудови інтелектуальних багаторівневих систем технічної діагностики електроенергетичних об'єктів. ISSN 1607-7970. Техн. електродинаміка. 2015. № 1, с.78
- 4 Sandhya Armoogum, Vandana Bassoo Privacy of energy consumption data of a household in a smart grid. *Smart Power Distribution Systems Control, Communication, and Optimization*, 2019, с.164
- 5 NIST, 2014. Guideline for smart grid cyber security. [Online]. Available from: <http://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2014/NIST.IR.7628r1.pdf>.
- 6 Kuzlu, M., Pipattanasomporn, M., Rahma, S., Communication network requirements for major smart grid applications in HAN, NAN and WAN, 2014
- 7 Стан і перспективи розвитку технологій «інтелектуальних» електромереж, управління попитом та систем режимного управління в умовах розвитку поновлюваних джерел енергії у зарубіжній енергетичній сфері, Київ, 2018, с.15-16
- 8 Бобало Ю.Я., д.т.н., проф.; Даник Ю. Г., д.т.н., та інші Моніторинг об'єктів в умовах апіорної невизначеності джерел інформації, 2015, с.8-20
- 9 Плешков П. Г., к.т.н., професор, Серебренніков С. В., к.т.н., доцент, Петрова К. Г., к.т.н. Телемеханіка та автоматизовані системи управління в електроенергетиці навчальний посібник, Кіровоград, 2016, с.103-105
- 10 Рабочая группа “АСУТП на подстанциях”, Принципы создания АСУТП на подстанциях ЕНЭС, Москва, 2003 г.

11 С. И. Чичёв, Е. И. Глинкин Технология «Smart Power Grid» («Умные электрические сети»), Диагностика и надежность энергооборудования, №6, 2010, с.27-30

12 Бровкова, М. Б. Системы искусственного интеллекта в машиностроении Учеб. пособие для студентов вузов, М-во образования и науки Рос. Федерации, Саратов. гос. техн. ун-т. Саратов, 2004

13 Флах, П. Машинное обучение [Текст], ДМК Пресс, 2015. 400 с

14 Загоруйко, Н. Г., Когнитивный анализ данных, Новосибирск: Академическое изд-во «ГЕО», 2012 г. 186 с.

15 Е. А. Альтман, Н. С. Афанасьева, Эффективные вычислительные алгоритмы для решения задач автоматизации и управления производством инновационные проекты и технологии машиностроительных производств, 2017, с.22-28

16 Nanpeng Yu†‡, Member, IEEE, Sunil Shah‡, Raymond Johnson‡, Member, IEEE, Robert Sherick‡, Mingguo Hong*, Member IEEE and Kenneth Loparo*, Fellow, Big Data Analytics in Power Distribution Systems, IEEE

17 V. Mayer-Schönberger and K. Cukier, Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live Work, and Think, Eamon Dolan/Houghton Mifflin, 2013

18 Пономаренко В. О. «Короткострокове прогнозування та керування електроспоживанням промислового підприємства», Київ, 2018р.

19 Зуева В.Н., Никитина Ю.Ю. Анализ методов прогнозирования графиков нагрузки электрооборудования, Сборник докладов победителей и лауреатов XXII студенческой научной конференции АМТИ 2016. С. 119- 122.

20 Зуева В.Н., Белозерская Т.Ю. Расчет потерь электроэнергии в силовом трансформаторе, Научно-методический электронный журнал Концепт. 2015. Т. 8. С. 116-120.

- 21 Соловьева И.А. Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды Научный диалог. 2013. №7(19)
- 22 Зуева В. Н. Регрессионные методы прогнозирования графика нагрузки электрооборудования, Научный журнал КубГАУ, №126(02), 2017 года, с.1-12
- 23 Extracting Seasonality and Trend from Data: Decomposition Using R [Электронный ресурс]: <https://anomaly.io/seasonal-trend-decomposition-in-r/>
- 24 Богатырев, Л.Л. Диагностирование энергетической безопасности и надежности топливо- и энергоснабжения методами теории нечетких множеств, АН Энергетика. -2004. -№ 4. С. 18-27.
- 25 Грицай, А. С. Классификация методов краткосрочного прогнозирования электропотребления для субъектов ОРЭМ, Актуальные вопросы энергетики: материалы Всерос. науч. конф. студентов, магистрантов, аспирантов. Омск, 2016. С. 41–45.
- 26 Васильев Д.А., Колоколов М.В. Модели автоматизированного прогнозирования электрических нагрузок промышленных предприятий УБС. 2011.№34.С.254–266.
- 27 Колодко, Д. В., Мониторинг валютного рынка Forex с помощью различных типов скользящих средних, УЭКС. 2013. № 1 (49). С.17
- 28 Мицель, А. А. Методы предобработки входных данных для системы прогнозирования финансовых временных рядов, Доклады ТУСУР. 2005. № 3 (11). С. 56–59.
- 29 Тимчук, С. А. Разработка критерия качества подбора коэффициентов регрессии в задачах прогнозирования электропотребления, ВЕЖПТ. – 2014. – № 8 (71). С. 16–20.
- 30 Айвазян, С. А. Прикладная статистика и основы эконометрики ЮНИТИ, 1998. 1005 с

- 31 Бокс, Д. Анализ временных рядов: прогноз и управление, Мир, 1974. 406 с.
- 32 Vapnik, V. N. Statistical Learning Theory, New York : Wiley, 1998. 736 p.
- 33 Жилин, Д. М. Теория систем, УРСС, 2004. 183 с.
- 34 Хайкин, Саймон, Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Издательский дом «Вильямс», 2006 , 1104с.
- 35 Круглов, В. В., Борисов, В. В. Искусственные нейронные сети, Горячая линия – Телеком, 2001. 382 с.
- 36 Бутов П.Л., Оценка эффективности моделей прогнозирования электропотребления, Санкт-Петербург, 2017
- 37 В.В. Крылов, С.В. Крылов Большие данные и их приложения в электроэнергетике от бизнес-аналитики до виртуальных электростанций
- 38 В. О. Артемчук, Т. Р. Білан, І. В. Блінов та ін., Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об'єктів енергетики, Київ, 2017. 312 с
- 39 Ицкович, Э. Л. Основные положения рационального построения систем автоматизации энергообъектов разных классов, Автоматизация и ИТ в энергетике, 2013. № 7. С. 2–9.
- 40 П. П. Макарычев, Л. В. Гурьянов, Э. В. Цукарев, Верификация и валидация данных в автоматизированной системе мониторинга и управления энергопотреблением, Известия высших учебных заведений. Поволжский регион № 4 (40), 2016, С.5-15
- 41 Цукарев, Э. В., Реализация инициативного опроса на Сервере консолидации технологических данных, Открытые инновации – вклад молодежи

в развитие региона : сб. материалов регионального молодежного форума : в 2 т. – Пенза , Изд-во ПГУ, 2013. Т. 1. С. 207–208.

42 В.П. Шкодырев, К.И. Ягафаров, В.А. Баштовенко, Е.Э. Ильина, Обзор методов обнаружения аномалий в потоках данных, 2016

43 V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar, “Anomaly detection: A survey”, ACM Computing Surveys, vol. 41(3), 2009, С. 1–58.

44 Черненко П.О., Мартинюк О.В., Мірошник В.О., Заславський А.І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств, Вісн. Вінницького політехн. ін-ту. 2015. № 2. С. 25–31.

45 Архів даних по погоді <Мета>Погода [Електронний ресурс]: <https://pogoda.meta.ua/Kyivska/Kyivskiy/Kyiv/archive/>

46 Swaroop Chitlur, «A Byte of Python», 2013, pp. 22-25

47 Офіційний ресурс бібліотеки TensorFlow [Електронний ресурс]: <https://www.tensorflow.org>